



Akademia Wychowania Fizycznego
im. Eugeniusza Piaseckiego w Poznaniu

mgr Jakub Marynowicz

**Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych
a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych**

Rozprawa doktorska

Promotor:
prof. AWF dr hab. Marcin Andrzejewski

Poznań 2025

SPIS TREŚCI

DANE O KANDYDACIE	4
WYKAZ SKRÓTÓW	5
STRESZCZENIE	6
ABSTRACT	8
1. WSTĘP	10
2. CELE I HIPOTEZY	14
3. CYKL PUBLIKACJI	15
4. MATERIAŁ I METODY BADAWCZE	16
4.1. Uczestnicy badań	16
4.2. Protokół badań	16
4.3. Obciążenia zewnętrzne	16
4.4. Obciążenia wewnętrzne	17
4.5. Analiza statystyczna	17
5. WYNIKI	19
6. DYSKUSJA	20
7. WNIOSKI I PRAKTYCZNE ZASTOSOWANIE WYNIKÓW BADAŃ WŁASNYCH	25
8. PIŚMIENNICTWO	27
PRZEBIEG PRACY NAUKOWO-ZAWODOWEJ	32
ZAŁĄCZNIK 1. OŚWIADCZENIA	34
ZAŁĄCZNIK 2. PUBLIKACJE	42

DANE O KANDYDACIE

Data uzyskania tytułu magistra: 14.07.2017 r.

Nazwa jednostki organizacyjnej, w której nadany został tytuł: Wydział Wychowania Fizycznego, Sportu i Rehabilitacji Akademii Wychowania Fizycznego im. Eugeniusza Piaseckiego w Poznaniu.

Kandydat nie ubiegał się uprzednio o nadanie stopnia doktora.

WYKAZ SKRÓTÓW

Acc (ang. *acceleration*) – przyspieszenie ($>2 \text{ m/s}^2$)

AccD (ang. *acceleration distance*) – dystans pokonany w przyspieszeniu ($>2 \text{ m/s}^2$)

ANN (ang. *artificial neural network*) – sztuczne sieci neuronowe

CART (ang. *classification and regression tree*) – metoda budowy drzew klasyfikacyjnych i regresyjnych

Dec (ang. *deceleration*) – hamowanie ($<-2 \text{ m/s}^2$)

DecD (ang. *deceleration distance*) – dystans pokonany w hamowaniu ($<-2 \text{ m/s}^2$)

GEE (ang. *generalized estimating equation*) – metoda uogólnionego równania estymacji (ogólne równania estymujące)

HR (ang. *heart rate*) – częstość skurczów serca

HSR (ang. *high-speed running*) – dystans pokonany z prędkością $>19,8 \text{ km/h}$

La⁻ (ang. *lactate*) – mleczan

LASSO (ang. *least absolute shrinkage and selection operator*) – metoda LASSO

MSE (ang. *mean squared error*) – błąd średniokwadratowy

PCA (ang. *principal component analysis*) – analiza składowych głównych

PL (ang. *PlayerLoad*) – parametr charakteryzujący globalne obciążenie zawodnika obliczany za pomocą ustalonego algorytmu opartego na danych z trójosiowego akcelometru

QIC (ang. *quasiliikelihood under the independence model criterion*) – quasi-wiarygodność podlegająca kryterium niezależności

RMSE (ang. *root mean squared error*) – pierwiastek błędu średniokwadratowego

RPE (ang. *rate of perceived exertion*) – wskaźnik subiektywnego postrzegania wysiłku

sRPE (ang. *session rating of perceived exertion*) – iloczyn RPE i czasu trwania jednostki treningowej

TD (ang. *total distance*) – całkowity pokonany dystans

VIF (ang. *variance inflation factor*) – współczynnik inflacji wariancji

STRESZCZENIE

Cel. Celem przeprowadzonych badań była ocena zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a wskaźnikiem subiektywnego postrzegania wysiłku (RPE) w treningu młodych zawodników piłki nożnej zarówno na poziomie grupowym, jak i indywidualnym. W badaniach dokonano próby określenia zależności pomiędzy zewnętrznymi miarami intensywności a wskaźnikiem RPE z wykorzystaniem modeli nieliniowych, podejmując tym samym próbę oceny efektywności wykorzystania modeli drzew decyzyjnych w procesie predykcji RPE. Ponadto celem badań była identyfikacja najważniejszych zmiennych charakteryzujących obciążenia zewnętrzne oraz zewnętrzne miary intensywności w trakcie treningu młodych zawodników piłki nożnej.

Materiał i metody badawcze. Podmiotem badań było 18 piłkarzy nożnych (wiek: $17,81 \pm 0,96$ roku; wysokość ciała: $179,47 \pm 4,77$ cm, masa ciała: $70,94 \pm 4,72$ kg) trenujących w akademii piłkarskiej klubu polskiej Ekstraklasy. Analizie poddano łącznie 804 obserwacje zebrane w ciągu 18 tygodni okresu startowego sezonu 2018/2019. Obciążenia zewnętrzne w trakcie jednostek treningowych rejestrowano za pomocą 10 Hz systemu GPS zintegrowanego z 400 Hz trójosiowym akcelerometrem i 10 Hz trójosiowym magnetometrem. W zakresie obciążeń zewnętrznych analizowane zmienne obejmowały: całkowity pokonany dystans (TD), dystans pokonany z wysoką intensywnością (HSR, dystans $>19,8$ km/h), liczbę przyspieszeń i hamowań (odpowiednio Acc i Dec, >2 m/s², <-2 m/s²), dystans pokonany w przyspieszeniu i hamowaniu (AccD, DecD), *PlayerLoad* (PL, a.u.) oraz liczbę impactów (>3 g). Zmienne na potrzeby prac wyrażano w wartościach absolutnych lub jako miary intensywności (w przeliczeniu na minutę). Obciążenia wewnętrzne w postaci wartości RPE oceniano, wykorzystując zmodyfikowaną skalę Borga. Wartość sRPE obliczana była jako iloczyn wartości RPE deklarowanej przez zawodnika oraz czasu trwania treningu wyrażonego w minutach.

Wyniki. Zaobserwowano przeciętne do wysokich korelacje pomiędzy sRPE a miarami obciążeń zewnętrznych. Wysokie, istotne statystycznie korelacje odnotowano pomiędzy sRPE a TD ($r = 0,70$, $p < 0,001$), PL ($r = 0,64$, $p < 0,001$) i Acc ($r = 0,62$, $p < 0,001$). Jednocześnie zaobserwowano słabe do przeciętnych korelacje pomiędzy RPE a miarami intensywności. Uogólnione równania estymujące wykazały, że najlepszymi predyktorami sRPE są PL, HSR i AccD, natomiast HSR na minutę oraz DecD na minutę okazały się najlepszymi predyktorami dla RPE. Odnotowano niższy błąd predykcji wartości RPE, wyrażony poprzez pierwiastek błędu średniokwadratowego (RMSE), dla modelu zindywidualizowanego ($0,755 \pm 0,014$) w porównaniu z modelem grupowym ($1,621 \pm 0,001$). Stwierdzono, że na poziomie grupowym zmienna HSR na minutę pozostaje najsilniejszym predyktorem RPE ze znormalizowaną istotnością wynoszącą 0,61. Również na poziomie indywidualnym odnotowano, że zmienna HSR na minutę jest najsilniejszym predyktorem RPE dla dziewięciu z osiemnastu zawodników. Analiza składowych głównych wykazała, że pierwsza składowa główna wyjaśnia 49–70% i 68–89% całkowitej wariancji w odpowiednio zewnętrznych miarach intensywności i miarach obciążeń zewnętrznych. Odnotowano, że pierwsza składowa główna dla miar obciążeń zewnętrznych ma najwyższe ładunki czynnikowe z PL (0,93–0,98), TD (0,95–0,99), Acc (0,71–0,91) oraz sRPE (0,70–0,93), nato-

miast dla zewnętrznych miar intensywności – z TD na minutę (0,87–0,98) i PL na minutę (0,76–0,95). Jednocześnie wykazano, że druga składowa dla miar obciążeń zewnętrznych ma najwyższe ładunki ze zmienną HSR (0,53–0,84).

Wnioski. Wykazano silną dodatnią korelację pomiędzy sRPE a wieloma miarami obciążeń zewnętrznych, co uzasadnia wykorzystanie sRPE jako globalnego wskaźnika obciążeń realizowanych w procesie treningowym młodych zawodników piłki nożnej. Przy użyciu drzewa decyzyjnego dowiedziono, że zmienna HSR na minutę jest najsilniejszym predyktorem wartości RPE na poziomie grupowym, co nadaje jej kluczowe znaczenie w procesie zarządzania obciążeniami treningowymi. Jednocześnie wysoka zmienność międzyosobnicza w zakresie zewnętrznych miar intensywności wpływających na odczuwane zmęczenie wskazuje, że zależności pomiędzy RPE i zewnętrznymi miarami intensywności powinny być rozpatrywane na poziomie indywidualnym. Uzyskane rezultaty dowodzą, że wykorzystanie drzew decyzyjnych ze względu na interpretowalność wyników predykcji może stanowić alternatywę dla tradycyjnych metod statystycznych. Analiza składowych głównych wykazała, że większość informacji zawartych w zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne może zostać wyjaśniona przez zmienne TD, PL, Acc lub sRPE przy jednoczesnej konieczności uwzględnienia zmiennej HSR jako wyjaśniającej unikatową porcję zmienności w analizowanym zbiorze danych.

ABSTRACT

Aim. This study aimed to assess the relationship between external load metrics and the rate of perceived exertion (RPE) in training young football players, both at the group and individual levels. The study also evaluated the effectiveness of decision tree models in predicting RPE and aimed to reduce the number of variables representing external load and intensity in the training of young football players.

Material and Methods. The study involved 18 football players (age: 17.81 ± 0.96 year; height: 179.47 ± 4.77 cm; body mass: 70.94 ± 4.72 kg) training in the academy of a Polish Ekstraklasa football club. A total of 804 observations were collected over an 18-week competitive season period (2018/2019). External loads during training sessions were recorded using a 10 Hz GPS system integrated with a 400 Hz triaxial accelerometer and a 10 Hz triaxial magnetometer. External load variables included total distance covered (TD), high-speed running distance (HSR; distance >19.8 km/h), number of accelerations and decelerations (Acc and Dec, >2 m/s², <-2 m/s²), distance covered during accelerations and decelerations (AccD, DecD), PlayerLoad (PL, a.u.), and number of impacts (>3 g). Variables were expressed as absolute and relative measures (per minute). Internal load, assessed via RPE, was evaluated using a modified Borg scale, with sRPE calculated as the product of RPE reported by each player and the training duration in minutes.

Results. Moderate to large correlations were found between sRPE and external load measures, with significant correlations between sRPE and TD ($r = 0.70$, $p < 0.001$), PL ($r = 0.64$, $p < 0.001$), and Acc ($r = 0.62$, $p < 0.001$). Small to moderate correlations were observed between RPE and intensity measures. Generalised estimating equations indicated that PL, HSR, and AccD were the best predictors of sRPE, while HSR per minute and DecD per minute were the best predictors for RPE. Prediction error for RPE, measured by root mean square error (RMSE), was lower for the individualised model (0.755 ± 0.014) compared to the group model (1.621 ± 0.001). HSR per minute was the strongest predictor of RPE at the group level, with a normalised importance of 0.61, and it was also the strongest predictor of RPE for nine of the eighteen players at the individual level. Principal component analysis showed that the first principal component explained 49–70% and 68–89% of the total variance in external intensity and load measures, respectively. The first principal component for external loads showed the highest factor loadings for PL (0.93–0.98), TD (0.95–0.99), Acc (0.71–0.91), and sRPE (0.70–0.93), while for external intensity measures, the highest loadings were for TD per minute (0.87–0.98) and PL per minute (0.76–0.95). The second component for external load measures showed the highest loading for HSR (0.53–0.84).

Conclusions. Strong correlations between sRPE and several external load measures support using sRPE as a global load indicator in the training of young football players. Decision tree analysis identified HSR per minute as the most robust predictor of RPE at the group level, highlighting its critical role in managing training loads. High interindividual variability in external intensity measures affecting perceived exertion suggests that the relationship between RPE and external intensity metrics should be evaluated individu-

ally. Decision trees offer an interpretable alternative to traditional statistical methods for prediction. Principal component analysis indicated that most information within external load variables can be explained by TD, PL, Acc, or sRPE, while HSR must be considered to capture unique variance in the dataset.

1. WSTĘP

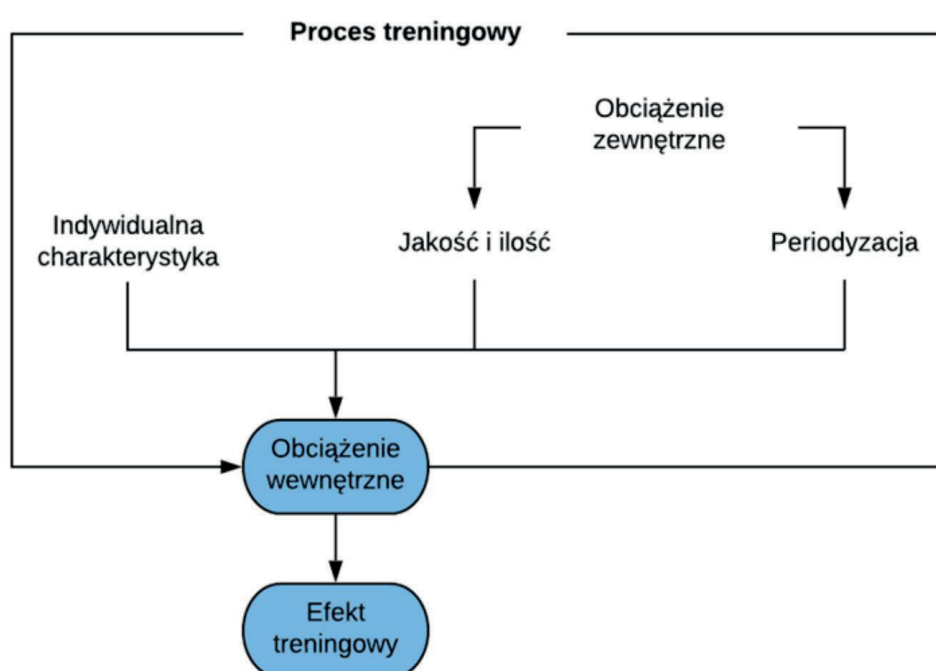
Odwołując się do nauk farmaceutycznych i nauk medycznych, termin „obciążenie” jest ekwiwalentem dawki (ang. *dose*), a więc ilości, która jednocześnie wyraża również ideę wymagań stawianych organizmowi (Impellizzeri i in. 2023). Definicja terminu „obciążenie treningowe” w jej ujęciu konstytutywnym mówi, że jest to konstrukt wyższego rzędu odzwierciedlający obciążenia zrealizowane w treningu sportowym przez zawodnika, nie zaś to, co zostało zaplanowane. W wymiarze operacyjnym wskazuje ona na ogólny charakter tego pojęcia, które obejmuje zróżnicowane miary różnej natury mogące zostać określone ilościowo (Impellizzeri i in. 2022, Jeffries i in. 2022). Warto zaznaczyć, że większość miar opisujących obciążenia treningowe usiłuje wyrazić ilościowo zmienne latentne (ang. *latent variables*), których nie obserwuje się w sposób bezpośredni, ale są estymowane poprzez efekt, jaki na nie wywierają (Impellizzeri i in. 2023). Jednocześnie należy podkreślić brak spójności w zakresie definicji pojęcia obciążenia treningowego oraz zasadności jego użycia w naukach o kulturze fizycznej (Impellizzeri i in. 2022, Staunton i in. 2022).

Obciążenie treningowe jest kombinacją objętości, intensywności oraz częstotliwości stosowanych bodźców w procesie treningowym (Foster i in. 2001). Stanowi więc zmienną wejściową aplikowaną przez trenerów, a następnie zarządzaną w sposób, który pozwala osiągać pożądane adaptacje treningowe (Coutts i in. 2018). Wiadomości płynące z danych o obciążeniach realizowanych przez zawodników informują osoby zarządzające procesem treningowym o występowaniu pożądanych lub niepożądanych efektów, które tym samym odzwierciedlają poziom reakcji zawodnika na te obciążenia (Thorpe i in. 2017). Proces monitorowania obciążeń treningowych pomaga w osiąganiu stawianych celów przy jednoczesnej minimalizacji ryzyka wystąpienia niepożądanych efektów treningowych takich jak zespół nefunkcjonalnego przemęczenia czy zespół przetrenowania (Foster 1998).

Wiele dowodów wskazuje, że prawidłowe zarządzanie obciążeniami treningowymi prowadzi do poprawy poziomu zdolności motorycznych (Gabbett i in. 2014), redukcji częstotliwości występowania urazów i stanów chorobowych (Gabbett 2016, Rogalski i in. 2013) oraz minimalizacji ryzyka pojawiania się stanów przetrenowania (Halson 2014). Monitorowanie obciążeń treningowych nabiera szczególnego znaczenia w sporcie dzieci i młodzieży ze względu na związki pomiędzy objętością treningową realizowaną przez zawodników a urazami (Huxley i in. 2014). Młodzi zawodnicy powinni realizować obciążenia treningowe zgodne ze stopniem ich dojrzałości biologicznej (Burgess i Naughton 2010). Monitorowanie obciążeń treningowych w okresie dojrzewania pozwala na ich sukcesywne zwiększanie, co tym samym wspomaga proces długofalowego rozwoju młodego zawodnika (Bourdon i in. 2017).

Proces monitorowania obciążeń treningowych stanowi duże wyzwanie w zespołowych grach sportowych ze względu na różnorodność stosowanych metod, form czy środków treningowych, które stawiają zróżnicowane wymagania w zakresie fizjologicznym i mechanicznym (Bangsbo i in. 2006). Najczęściej spotykaną metodą klasyfikacji obciążeń treningowych w polskiej literaturze jest ich ujęcie w dwóch kategoriach identyfikacji wysiłków – informacyjnej oraz energetycznej (Jastrzębski 2004). Odwołując się jednak do literatury o zasięgu międzynarodowym, obciążenia klasyfikowane są w wymiarach zewnętrznym i wewnętrznym (Impellizzeri i in. 2019). W związku z tym optymalizacja procesu treningowego wymaga od trenerów monitorowania obciążeń treningowych zarówno

w ich wymiarach zewnętrznym, jak i wewnętrznym (rycina 1). Obciążenie zewnętrzne (ang. *external load*) to praca wykonana przez zawodnika w trakcie jednostki treningowej lub w ramach wysiłku startowego. Obciążenie wewnętrzne (ang. *internal load*) reprezentuje indywidualną psychofizjologiczną reakcję zawodnika na zastosowany bodziec wysiłkowy (Impellizzeri i in. 2019). Zrozumienie zależności pomiędzy dawką (wielkością zastosowanych obciążeń) a indywidualną odpowiedzią zawodnika jest kluczowe dla optymalizacji procesu treningowego (Gallo i in. 2015). Odpowiedź na stosowane bodźce treningowe w postaci obciążenia wewnętrznego może być warunkowana przez szereg czynników, takich jak np. charakterystyka zawodnika w kontekście aktualnego potencjału fizycznego (Bangsbo i in. 2006). Jej monitorowanie jest więc istotne w zespołowych grach sportowych przede wszystkim ze względu na zindywidualizowaną odpowiedź organizmu na obciążenie zewnętrzne wynikającą ze zróżnicowanej charakterystyki zawodników funkcjonujących w procesie treningowym (Lovell i in. 2013).



Rycina 1. Schemat umiejscowienia obciążeń zewnętrznych i wewnętrznych w odniesieniu do efektów treningowych (na podstawie: Impellizzeri i in. 2005, s. 584)

Do oceny ilościowej obciążeń zewnętrznych i wewnętrznych wykorzystuje się szereg wskaźników. Kwantyfikacja obciążeń zewnętrznych w zespołowych grach sportowych opiera się przede wszystkim na analizie w jej ujęciu czasowo-przestrzennym, ze szczególnym uwzględnieniem wykorzystania globalnych systemów nawigacji satelitarnej. Jednym ze zwalidowanych narzędzi jest system GPS (Johnston i in. 2014, Varley i in. 2012), którego użycie stało się powszechne na różnych poziomach szkolenia sportowego przede wszystkim ze względu na jego dostępność oraz wysoką wartość aplikacyjną (Burgess 2017). Dzięki systemowi GPS charakterystyka obciążeń zewnętrznych zrealizowanych przez zawodników może zostać poddana analizie przy udziale takich zmiennych, jak: całkowity pokonany dystans, dystans pokonany w określonych strefach intensywności czy liczba przyspieszeń i hamowań (Akenhead i Nassis 2016).

W zakresie ilościowej oceny obciążeń wewnętrznych najczęściej wykorzystywanymi wskaźnikami są: subiektywne postrzeganie wysiłku (RPE) oraz częstość skurczów serca (HR) (T.J. Scott i in. 2013). RPE bazuje na skali Borga (1982) lub zmodyfikowanej skali

Borga zaproponowanej przez Fostera (2001). Metody oparte na RPE są prostym i zwalidowanym sposobem oceny wielkości obciążeń wewnętrznych równocześnie wysoko skorelowanych z obiektywnymi miarami obciążeń wewnętrznych takimi jak HR czy stężenie mleczanu we krwi (Coutts i in. 2009). Ponadto podkreśla się przewagę metod opartych na RPE w stosunku do pozostałych określających wielkość obciążeń wewnętrznych wyrażającą się w integracji obciążeń fizjologicznego i psychologicznego doświadczanych przez zawodnika (Lupo i in. 2017). Foster i in. (2001) zaproponowali metodę przeznaczoną do oceny wielkości obciążenia wewnętrznego dla danej jednostki treningowej. Metoda o nazwie *Session-RPE* (sRPE) wykorzystuje zmodyfikowaną skalę Borga oraz czas trwania jednostki treningowej wyrażony w minutach, a obciążenie podawane w jednostkach umownych jest iloczynem tych wartości (Foster i in. 2001). Proces obliczania wartości sRPE obrazuje rycina 2. Wielkość obciążenia sRPE wykazuje wysoką korelację z innymi miarami charakteryzującymi obciążenie wewnętrzne (np. HR, La^-) wśród młodych sportowców (Lupo i in. 2017), zawodników zespołowych gier sportowych (Lovell i in. 2013), w tym piłkarzy nożnych (Impellizzeri i in. 2004).

$$\begin{aligned} \text{Obciążenie treningowe (a.u.)} &= \text{RPE} \times \text{czas trwania jednostki (min)} \\ \text{Czas trwania jednostki: } &85' \\ \text{RPE} &= 5 \\ \text{Obciążenie treningowe sRPE} &= 85 \times 5 = 425 \text{ (a.u.)} \end{aligned}$$

Rycina 2. Przykład obliczania obciążenia sRPE (opracowanie własne)

Zrozumienie zależności pomiędzy obciążeniem wewnętrznym i zewnętrznym przede wszystkim w kontekście tego, jaką odpowiedź mogą wywoływać aplikowane obciążenia zewnętrzne, jest elementem efektywnego procesu treningowego (Gaudino i in. 2015). Zależności te były poddawane analizie wśród dorosłych zawodników piłki nożnej na różnych poziomach szkolenia sportowego (Casamichana i in. 2013, Gaudino i in. 2015, Pustina i in. 2017, B.R. Scott i in. 2013). Dotychczasowe badania wykazały zależność pomiędzy sRPE a całkowitym dystansem pokonanym przez półprofesjonalnych piłkarzy nożnych (Casamichana i in. 2013). Wartość dystansu pokonanego z prędkością $>14,4$ km/h oraz liczba impactów i przyspieszeń okazały się najlepszymi predyktorami wartości sRPE w treningu profesjonalnych piłkarzy nożnych (Gaudino i in. 2015). Wszystkie wymienione próby określenia siły związku pomiędzy wskaźnikami charakteryzującymi obciążenia zewnętrzne i wewnętrzne wykonywane były jednak dla całych grup z wykorzystaniem modeli liniowych. Bartlett i in. (2017) zaproponowali przeprowadzenie analizy zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń wewnętrznych i zewnętrznych na poziomie indywidualnym z wykorzystaniem technik uczenia maszynowego (sieci neuronowe), które wydają się dokładniejsze w predykcji odpowiedzi zawodnika na zrealizowane obciążenia zewnętrzne. Sieci neuronowe są przedstawicielami modeli określanymi mianem „czarnych skrzynek”, które cechują się niską interpretowalnością, co tym samym – w odróżnieniu od modeli liniowych – czyni je nieatrakcyjnymi dla praktyków ze względu na dostarczanie wiedzy jedynie na temat predykcji.

Rozwój technologii w zakresie narzędzi przeznaczonych do monitorowania obciążeń zewnętrznych, wyrażający się w integracji globalnych systemów nawigowania z mikrosystemami elektromechanicznymi (Malone i in. 2017), skutkuje mnogością dostępnych danych, co implikuje wyzwanie dla praktyków poszukujących ograniczonej liczby zmiennych

opisujących obciążenia w ich wymiarach zewnętrznym i wewnętrznym (Rojas-Valverde i in. 2019). Wyzwanie to zostało podniesione w ankiecie analizującej praktyki dotyczące monitorowania obciążeń treningowych na najwyższym poziomie szkolenia sportowego w piłce nożnej (Akenhead i Nassis 2016). Po analizie uzyskanych wyników za główną przeszkodę w efektywnym monitorowaniu obciążeń realizowanych przez zawodników uznano ograniczenia w obrębie zasobów ludzkich. Możliwości w zakresie szczegółowości analizy danych z systemu monitorowania zawodników warunkowane są przez zasoby finansowe oraz poziom, na którym znajduje się dany klub (Bourdon i in. 2017). W klubach funkcjonujących na niższych poziomach rozgrywkowych obowiązki te należą zazwyczaj do jednej osoby, co w sposób istotny ogranicza możliwości wykorzystania w praktyce zebranych danych (Houtmeyers i in. 2021b). Jeden ze sposobów identyfikacji kluczowych zmiennych i tym samym eliminacji redundantnych informacji stanowi zastosowanie wielowymiarowej metody statystycznej, jaką jest analiza składowych głównych (PCA) (O'Donoghue 2008). Umożliwia ona bowiem przeprowadzenie redukcji wymiaru zbioru danych z minimalną utratą informacji zawartych w oryginalnym zbiorze danych. Identyfikacja najistotniejszych zmiennych z dużego zbioru danych jest szczególnie istotna, biorąc pod uwagę, że każda z nich może zostać wyrażona w sposób bezwzględny oraz względny, np. jako miara intensywności, co istotnie zwiększa liczbę danych (Akenhead i Nassis 2016). Analiza składowych głównych w zakresie badań podejmujących tematykę obciążeń treningowych i meczowych w piłce nożnej była wykorzystywana m.in. do kwantyfikacji zależności pomiędzy obciążeniami zewnętrznymi i wewnętrznymi (Maughan i in. 2021a, 2021b) oraz do redukcji liczby zewnętrznych miar intensywności w grach treningowych i mistrzowskich (Casamichana i in. 2019). Jednocześnie w dotychczasowych badaniach prowadzonych w zespołowych grach sportowych wykazuje się wysoką korelację pomiędzy miarami obciążenia wewnętrznego i zewnętrznego, głównie w zakresie zależności pomiędzy sRPE oraz całkowitym dystansem pokonywanym przez zawodników (McLaren i in. 2018). Związki te sugerują, że część zmiennych dostarcza tych samych informacji (Weaving i in. 2018). Używając wspomnianej wcześniej analizy składowych głównych, Weaving i in. (2018) wykazali, że większość informacji na temat obciążeń treningowych zrealizowanych przez zawodników rugby może zostać wyjaśniona przez takie zmienne jak sRPE, całkowity dystans czy *PlayerLoad* (PL), natomiast dystans przebiegnięty z wysoką intensywnością okazał się zmienną dostarczającą unikatowych informacji w procesie analizy zrealizowanych obciążeń. W tym przypadku dystans pokonany z wysoką intensywnością zdefiniowano jako dystans pokonany z prędkością większą niż 61% prędkości maksymalnej zawodnika.

Dane literaturowe są ubogie w zakresie analiz zależności pomiędzy wskaźnikami charakteryzującymi obciążenia zewnętrzne i wewnętrzne na poziomie sportu dzieci i młodzieży. Brak tego rodzaju analiz skutkuje ograniczeniami w zakresie wiedzy na temat potencjalnych niepożądanych efektów treningowych, które mogą stanowić następstwo niewłaściwie aplikowanych obciążeń zewnętrznych. Problem ten, z uwagi na urazowość oraz stany przemęczenia i przetrenowania, w sposób znaczący może wpływać na rozwój młodego zawodnika. Ponadto dotychczasowo zależności te nie były rozpatrywane na poziomie indywidualnym, co w sposób istotny ogranicza możliwości indywidualizacji w procesie monitorowania realizowanych obciążeń i reakcji zawodnika na te obciążenia. Jednocześnie praktycy zmagają się z mnogością dostępnych zmiennych, które w wielu przypadkach nie dostarczają unikatowych informacji. Taki stan rzeczy prowokuje do poszukiwania zmiennych, które w największym stopniu opisują obciążenia treningowe i meczowe.

2. CELE I HIPOTEZY

Zasadniczym celem badań w przedłożonej rozprawie doktorskiej była analiza zależności pomiędzy wskaźnikami charakteryzującymi obciążenia zewnętrzne i wewnętrzne w treningu młodych zawodników piłki nożnej.

Publikacja 1

Pierwszym celem badań była ocena zależności pomiędzy miarami obciążeń zewnętrznych a wskaźnikiem sRPE. Drugi cel stanowiło określenie zależności pomiędzy miarami intensywności a wskaźnikiem RPE. W publikacji przyjęto hipotezę, że zarówno wybrane miary obciążeń zewnętrznych, jak i intensywności w sposób istotny korelują dodatnio odpowiednio ze wskaźnikiem sRPE i RPE. Jednocześnie zakładano, że siła związku jest niższa dla miar intensywności i wskaźnika RPE.

Publikacja 2

Celem badań była ocena zależności pomiędzy zewnętrznymi miarami intensywności a wskaźnikiem RPE na poziomach grupowym oraz indywidualnym z wykorzystaniem modeli nieliniowych. Ponadto podjęto próbę oceny efektywności wykorzystania modeli drzew decyzyjnych w procesie predykcji RPE na podstawie zewnętrznych miar intensywności.

Publikacja 3

Celem badań była identyfikacja najważniejszych zmiennych charakteryzujących obciążenia zewnętrzne oraz zewnętrzne miary intensywności w trakcie treningu młodych zawodników piłki nożnej. Tym samym za pomocą PCA podjęto próbę redukcji liczby zmiennych (redukcja wymiaru) przy zachowaniu maksimum oryginalnej wariancji danych.

3. CYKL PUBLIKACJI

Przedłożona dysertacja doktorska to cykl trzech monotematycznych prac pod wspólnym tytułem *Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych*.

1. Marynowicz J., Kikut K., Lango M., Horna D., Andrzejewski M. (2020) Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34 (10), 2800–2804. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003785>
IF: 3,781; punktacja MNiSW: 100
2. Marynowicz J., Lango M., Horna D., Kikut K., Andrzejewski M. (2022) Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39 (2), 245–252. <https://doi.org/10.5114/biolsport.2022.103723>
IF: 5,600; punktacja MNiSW: 140
3. Marynowicz J., Lango M., Horna D., Kikut K., Konefał M., Chmura P., Andrzejewski M. (2023) Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37 (12), 2411–2416. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004545>
IF: 2,500; punktacja MNiSW: 100

Łącznie IF: 11,881; punktacja MNiSW: 340

4. MATERIAŁ I METODY BADAWCZE

4.1. Uczestnicy badań

W przedstawionym cyklu prac podmiotem badań było 18 piłkarzy nożnych (wiek: $17,81 \pm 0,96$ roku; wysokość ciała: $179,47 \pm 4,77$ cm, masa ciała: $70,94 \pm 4,72$ kg) trenujących w akademii piłkarskiej klubu polskiej Ekstraklasy. Ponad połowa badanych w czasie obserwacji była reprezentantami kraju w swoich kategoriach wiekowych. Zawodnicy w trakcie obserwacji uczestniczyli w rozgrywkach ligowych. Bramkarze zostali wykluczeni z analizy. Piłkarze przed rozpoczęciem obserwacji zostali poinformowani o procedurze badania, pisemna zgoda na udział w nim została wyrażona przez rodziców. Na prowadzone badania uzyskano zgodę nr 518/18 Komisji Bioetycznej przy Uniwersytecie Medycznym w Poznaniu, wydaną 16 maja 2018 r.

4.2. Protokół badań

Analizie poddano łącznie 804 obserwacje zebrane w trakcie 18 tygodni okresu startowego sezonu 2018/2019. Mediana obserwacji na zawodnika wyniosła 43 ± 17 . Średni czas trwania jednostki treningowej liczył 68 ± 15 minut. Tygodniowy mikrocykl treningowy obejmował od 5 do 6 jednostek treningowych. Do analizy włączono jedynie jednostki treningowe wraz z rozgrzewką, realizowane na boisku w mikrocyklach tygodniowych, w których drużyna rozgrywała jeden mecz mistrzowski. Analizowano dane zawodników, którzy uczestniczyli we wszystkich treningach w danym mikrocyklu. Jednostki treningowe o charakterze indywidualnym oraz rehabilitacyjne zostały wyłączone z analizy. Wszystkie realizowane jednostki treningowe przeprowadzono na tym samym boisku z naturalną nawierzchnią ze średnią temperaturą powietrza wynoszącą $9,1 \pm 6,3^{\circ}\text{C}$. Minimalny czas przerwy pomiędzy kolejnymi treningami wynosił 24 h.

4.3. Obciążenia zewnętrzne

Obciążenia zewnętrzne w trakcie jednostek treningowych rejestrowano za pomocą 10 Hz systemu GPS zintegrowanego z 400 Hz trójosiowym akcelerometrem i 10 Hz trójosiowym magnetometrem (PLAYERTEK, Catapult Innovations, Melbourne, Australia). Rzeczność oraz trafność systemu GPS o takiej specyfikacji dla oceny wielkości obciążeń zewnętrznych została wykazana w literaturze (Scott i in. 2016). Zgodnie z zaleceniami każdy z zawodników w trakcie obserwacji używał jednego przypisanego nadajnika GPS (Buchheit i in. 2014), który aktywowany był przynajmniej 15 minut przed rozpoczęciem jednostki treningowej. W zakresie obciążeń zewnętrznych analizowane zmienne obejmowały: całkowity pokonany dystans (TD), dystans pokonany z wysoką intensywnością (HSR, dystans $>19,8$ km/h), liczbę przyspieszeń i hamowań (odpowiednio Acc i Dec, >2 m/s², <-2 m/s²), dystans pokonany w przyspieszeniu i hamowaniu (AccD, DecD), PL oraz liczbę impactów (>3 g). Wybrane zmienne są powszechnie używane w ramach monitorowania procesu treningowego w piłce nożnej (Akenhead i Nassis 2016), ponadto

stanowią kombinację zmiennych opisujących obciążenie lokomocyjne (całkowity pokonany dystans), obciążenie mechaniczne (zmiany w prędkości poruszania się zawodnika, liczba przyspieszeń i hamowań) oraz zmiennych uzyskiwanych dzięki mikrosystemom elektromechanicznym (PL, impacty) (Buchheit i Simpson 2017). Zmienne na potrzeby prac wyrażano w wartościach bezwzględnych i względnych w przeliczeniu na minutę. Szczegółowy opis analizowanych zmiennych zamieszczony jest w poszczególnych artykułach cyklu.

4.4. Obciążenia wewnętrzne

Obciążenia wewnętrzne oceniano, wykorzystując zmodyfikowaną skalę Borga (Foster i in. 2001). Zgodnie z procedurą badawczą wartość RPE zbierana była w odosobnieniu około 20 minut po zakończeniu treningu, aby minimalizować wpływ ostatniej części treningu (Foster i in. 2001) oraz presję pozostałych uczestników badania (Malone i in. 2015). W trakcie pomiaru każdy z zawodników odpowiadał na pytanie „Jak ciężki był trening?”. Wszyscy badani przed okresem obserwacji zostali zaznajomieni z wykorzystaniem zmodyfikowanej skali Borga, która stanowi stały element kontroli procesu treningowego w zakresie monitorowania obciążeń w badanej grupie. Wartość sRPE obliczana była jako iloczyn wartości RPE deklarowanej przez zawodnika oraz czasu trwania treningu wyrażonego w minutach (Foster i in. 2001).

4.5. Analiza statystyczna

Analiza statystyczna została wykonana w pakiecie statystycznym R (wersja 4.1.2, publikacje 1, 3) oraz w środowisku Python przy wykorzystaniu biblioteki scikit-learn (wersja 3.6.15, publikacja 2). Wszystkie testy statystyczne zostały wykonane z użyciem 5-procentowego progu istotności.

Zależności między wskaźnikami RPE i sRPE a miarami obciążenia zewnętrznego i miarami intensywności (publikacja 1) były modelowane przez ogólne równania estymujące (GEE), aby uwzględnić efekty mieszane wynikające z analizowania wielu pomiarów od jednego zawodnika. Struktura macierzy korelacji modelu została ustalona przy wykorzystaniu kryterium informacyjnego quasi-wiarygodności (QIC), będącym modyfikacją kryterium informacyjnego Akaikego dostosowanego do GEE. Ostatecznie wybrano strukturę symetrii złożonej, a ponadto użyto kanonicznej funkcji wiążącej (tożsamościowej). Kryterium QIC zostało również użyte do eliminacji zmiennych metodą krokową wsteczną. Dopasowanie modelu zostało zmierzone statystyką chi-kwadrat Pearsona. Miara korelacji została użyta do interpretacji siły związku między zmiennymi niezależnymi ze zmienną zależną. Zastosowano następującą skalę do interpretacji: poniżej 0,10 – korelacja nikła, 0,10–0,30 – słaba, 0,30–0,50 – umiarkowana, 0,50–0,70 – silna, 0,70–0,90 – bardzo silna i 0,90–1,00 – niemal pełna.

Drzewa decyzyjne (publikacja 2) zostały skonstruowane metodą CART ze średnim błędem kwadratowym jako kryterium podziału i warunkiem stopu zakładającym ograniczoną głębokość drzewa. Jakość działania modelu zmierzono za pomocą pierwiastka błędu średniokwadratowego (RMSE). Siłę wpływu zmiennych na wynik modelu sprawdzono przy wykorzystaniu znormalizowanej miary redukcji błędu średniokwadratowego liczonej dla każdej zmiennej osobno. Selekcję zmiennych kontynuowano aż do uzyskania wartości współczynnika współliniowości VIF poniżej 5.

Aby zidentyfikować miary obciążenia zewnętrznego i miary intensywności zachowujące maksimum oryginalnej wariancji danych (publikacja 3), wykonano PCA na danych znormalizowanych transformatą Z. Związek zmiennej z główną składową był interpretowany jako silny, o ile analiza struktury kierunków głównych wykazała wartość bezwzględnej ładunku wyższą niż 0,7. Liczba składowych głównych do dalszej analizy została wybrana na podstawie analizy wykresu kolankowego i skumulowanej proporcji wyjaśnionej wariancji.

5. WYNIKI

Zaobserwowano przeciętne do wysokich korelacje dodatnie pomiędzy sRPE a miarami obciążenia zewnętrznego, jednocześnie słabe do przeciętnych korelacje dodatnie pomiędzy RPE a miarami intensywności. Uogólnione równania estymujące wykazały dla pierwszego modelu, że najlepszymi predyktorami sRPE są PL, HSR i AccD, natomiast drugi model dowiódł, iż HSR na minutę oraz DecD na minutę pozostają najlepszymi predyktorami dla RPE. Opisane powyżej wyniki zawarte są w tabelach w publikacji 1.

Znormalizowana ważność każdej miary intensywności wśród wszystkich zawodników w modelu grupowym wykazała, że wartość HSR na minutę jest najsilniejszym predyktorem RPE. Zmienna ta również w modelach zindywidualizowanych okazała się najsilniejszym predyktorem wśród dziewięciu z osiemnastu zawodników. Dla czterech badanych najsilniejszym predyktorem okazały się liczba impactów na minutę oraz liczba przyspieszeń na minutę, natomiast tylko dla jednego zawodnika najistotniejszym predyktorem był dystans pokonany na minutę. Błąd predykcji wyrażony jako RMSE okazał się niższy dla modelu indywidualnego w porównaniu z modelem grupowym. Opisane powyżej wyniki zawarte są w publikacji 2.

Analiza składowych głównych wykazała, że pierwsza składowa główna wyjaśnia od 49% do 70% całkowitej wariancji w pięciu wyselekcjonowanych zewnętrznych miarach intensywności. Druga składowa główna dla miar intensywności wyjaśnia od 15% do 27% całkowitej zmienności w pierwotnym zbiorze danych. Pierwsza składowa główna ma najwyższe ładunki czynnikowe z TD na minutę oraz PL na minutę wynoszące odpowiednio od 0,87 do 0,98 i od 0,76 do 0,95. W przypadku miar obciążeń zewnętrznych pierwsza składowa główna wyjaśnia od 68% do 89% całkowitej zmienności, natomiast druga – od 7% do 19% zmienności. Pierwsza składowa główna dla miar obciążeń zewnętrznych ma najwyższe ładunki czynnikowe przede wszystkim z PL (0,93–0,98), TD (0,95–0,99), ale również z Acc (0,71–0,91) oraz sRPE (0,70–0,93). Druga składowa ma najwyższe ładunki ze zmienną HSR (0,53–0,84). Opisane powyżej wyniki zawarte są w publikacji 3.

6. DYSKUSJA

Publikacja 1

Zrozumienie zależności pomiędzy obciążeniami zewnętrznymi i wewnętrznymi w trakcie treningu młodych zawodników piłki nożnej ma na celu wsparcie monitorowania procesu treningowego oraz zarządzania nim. Literatura przedmiotu jest w tym zagadnieniu obszerna, natomiast dotyczy przede wszystkim zawodników dorosłych. Na poziomie sportu dzieci i młodzieży brakuje wiedzy na temat zależności pomiędzy obciążeniami zewnętrznymi uzyskiwanymi dzięki systemowi GPS i wewnętrznymi wyrażanymi przez wskaźnik RPE.

Wyniki wskazują, że zarówno wskaźnik RPE, jak i sRPE są istotnie skorelowane odpowiednio z miarami obciążeń zewnętrznych i intensywności. Wyższe współczynniki korelacji zaobserwowano jednak pomiędzy sRPE i miarami obciążeń zewnętrznych. Wyniki te są potwierdzeniem wcześniejszych doniesień naukowych wskazujących, że na percepcję zmęczenia w sportach acyklicznych wpływa wiele czynników (Gaudino i in. 2015, Lovell i in. 2013). Stwierdzono wysoką, istotną statystycznie korelację pomiędzy TD a sRPE ($r = 0,70$, $p < 0,001$), co jest zgodne z wcześniejszymi doniesieniami z obserwacji przeprowadzonych na dorosłych zawodnikach poziomów półprofesjonalnego (Casamichana i in. 2013) i profesjonalnego (B.R. Scott i in. 2013). Tym samym można uznać, że TD koreluje z sRPE niezależnie od poziomu sportowego zawodników oraz ich wieku.

Podobnie do TD stwierdzono wysoką, istotną statystycznie korelację dla sRPE i PL ($r = 0,64$, $p < 0,001$). Uzyskane wyniki znajdują potwierdzenie we wcześniejszych obserwacjach, które wykazywały wysoką zależność pomiędzy sRPE a PL wśród zawodników futbolu australijskiego ($r = 0,83$, $p < 0,05$) (T.J. Scott i in. 2013), jak również wśród zawodników piłki nożnej (Casamichana i in. 2013, B.R. Scott i in. 2013). Stanowi to potwierdzenie tego, że PL jest mocno związany z odpowiedzią psychofizjologiczną zawodnika na zastosowane bodźce treningowe. Co warto podkreślić, wskaźnik PL uwzględnia specyficzne działania ruchowe dla piłki nożnej, takie jak: skoki, wślizgi, zmiany kierunku biegu, co w perspektywie wysokiej zależności pomiędzy PL a sRPE czyni ten wskaźnik dobrze odzwierciedlającym globalne obciążenie zawodnika w przypadku braku dostępu do systemu GPS.

Uzyskane wyniki wykazały również wysoką korelację pomiędzy sRPE i liczbą Acc ($r = 0,62$, $p < 0,001$). Wysoka zależność pomiędzy sRPE a liczbą Acc została również wykazana przez Gaudino i in. (2015), pomimo że zastosowano inny próg dla klasyfikacji przyspieszeń. Wcześniejsze badania wskazują na istotne znaczenie liczby wykonywanych przyspieszeń w zakresie zwiększenia wymagań metabolicznych (Vanrenterghem i in. 2017) oraz wydatku energetycznego (Osgnach i in. 2010) wśród piłkarzy nożnych. Ponadto we wcześniejszych badaniach zaobserwowano, że liczba przyspieszeń i hamowań wykonywanych na krótkich odcinkach w trakcie meczów istotnie koreluje z opóźnioną bolesnością mięśniową (Nedelec i in. 2014), co może tłumaczyć zależność pomiędzy tymi specyficznymi działaniami ruchowymi a odczuwanym poziomem zmęczenia.

Modele GEE wykazały, że trzy miary obciążeń – PL, HSR i AccD – istotnie wpływają na wielkość sRPE, z czego AccD okazał się najistotniejszą zmienną w modelu. Podobny obraz zmian możemy zaobserwować w wynikach badań Lovella i in. (2013), którzy również dowiedli, że zmienne związane z pracą mechaniczną u zawodników rugby najmocniej

identyfikowały odczuwany poziom zmęczenia. Warto jednak w tym miejscu nadmienić, że autorzy ci w swoich badaniach wykorzystywali inne narzędzia statystyczne. Uzyskane wyniki wskazują, że wśród młodych piłkarzy nożnych kombinacja różnych miar obciążenia zewnętrznego lepiej przewidyuje sRPE niż jakikolwiek pojedynczy parametr.

Model GEE dla miar intensywności wykazał, że HSR na minutę oraz DecD na minutę istotnie wpływają na wartość RPE, z czego DecD jest najsilniejszą zmienną w tym modelu. Znaczenie obciążenia mechanicznego w kontekście wpływu na odczuwane zmęczenie zostało omówione wcześniej. Warto jednak zwrócić uwagę na obecność HSR w modelu w obliczu wcześniejszych doniesień wskazujących, że zmienna ta może nie wykazywać związku z RPE ze względu na acykliczny charakter wysiłku zespołowych gier sportowych skutkujący długimi przerwami pomiędzy wysiłkami o wysokiej intensywności (B.R. Scott i in. 2013). Zależności pomiędzy miarami obciążeń zewnętrznych i wewnętrznych wśród piłkarzy nożnych na poziomie elitarnym badane były przez Gaudino i in. (2015). Wśród zmiennych wyodrębnionych na podstawie korelacji cząstkowej, a wpływających na RPE, wyróżniono HSR na minutę, liczbę impactów na minutę oraz liczbę przyspieszeń na minutę.

Uzyskane wyniki uzasadniają wykorzystanie sRPE jako globalnego wskaźnika obciążeń realizowanych w procesie treningowym młodych zawodników piłki nożnej. Ustalenia stanowią swego rodzaju obiektywizację sRPE jako narzędzia stosowanego w procesie treningowym. Ponadto wskazują sposób, w jaki można efektywnie monitorować obciążenia treningowe na niższych poziomach szkolenia sportowego bez dostępu do technologii, jaką są systemy globalnej nawigacji satelitarnej.

Publikacja 2

Aktualny stan wiedzy wskazuje, że dla optymalizacji trafności decyzji podejmowanych w ramach procesu treningowego niezbędne jest uwzględnienie zmienności międzyosobniczej w zakresie reakcji zawodnika na zastosowany bodziec wysiłkowy. W zdecydowanej większości przypadków analizy w zakresie kwantyfikacji zależności pomiędzy miarami obciążeń zewnętrznych i wewnętrznych wykonywane były na podstawie tradycyjnych metod statystycznych, głównie w zakresie modeli liniowych (Gaudino i in. 2015, Lovell i in. 2013, B.R. Scott i in. 2013). Nowatorska metoda zaproponowana w omawianej publikacji wykorzystuje drzewa decyzyjne dla kwantyfikacji zależności pomiędzy RPE i zewnętrznymi miarami intensywności pochodzącymi z systemu GPS.

Model drzewa decyzyjnego (rycina 2, publikacja 2) przedstawia proces predykcji RPE oparty na wielkości zewnętrznych miar intensywności. Warte zauważenia jest, że najniższe wartości przewidywanego RPE cechują się najniższym błędem predykcji wyrażanym przez błąd średniokwadratowy (MSE). Jednocześnie MSE jest najwyższy dla średnich wartości RPE ($MSE = 3,037$ dla $RPE = 4,98$). Wyniki sugerują więc, że w przypadku raportowania niskich wartości RPE przez zawodnika możemy mieć pewność, iż jest to zgodne z zewnętrznymi miarami intensywności, natomiast zgodność ta nie pozostaje wysoka dla średnich wartości RPE. Porównanie błędu predykcji przy wykorzystaniu RMSE dla modelu grupowego ($1,621 \pm 0,001$) oraz modelu zindywidualizowanego ($0,755 \pm 0,014$) potwierdza wcześniejsze doniesienia wskazujące na konieczność indywidualizacji w procesie predykcji RPE na podstawie zewnętrznych miar intensywności (Geurkink i in. 2019) oraz przewagę modeli zindywidualizowanych nad grupowymi (Bartlett i in. 2017).

Badania przeprowadzane w futbolu australijskim (Bartlett i in. 2017) i piłce nożnej (Jaspers i in. 2018) używały technik uczenia maszynowego takich jak sztuczne sieci neuronowe (ANN) oraz metoda LASSO dla predykcji RPE. Wskazuje się jednak na trudności w interpretacji tych modeli (Jaspers i in. 2018), co może wpływać na ograniczone możliwości ich praktycznego wykorzystania. Niedawne badania o tej samej tematyce realizowa-

ne w piłce nożnej (Geurkink i in. 2019, Rossi i in. 2019) używały dużych zestawów danych, które poza samymi bieżącymi obciążeniami obejmowały jeszcze m.in. obciążenia kumulatywne czy czynniki kontekstualne takie jak wynik końcowy ostatniego meczu. Obydwa badania podkreślają znaczenie wykorzystania szerokiego spektrum zmiennych w modelu predykcyjnym. Omawiana publikacja wchodząca w skład cyklu skupia się natomiast na analizie zależności pomiędzy RPE a zewnętrznymi miarami intensywności na bazie kilku wyselekcjonowanych zmiennych. Podejście to gwarantuje możliwość praktycznej aplikacji uzyskanych wyników oraz łatwą interpretowalność zbudowanego modelu.

Analiza grupowa wykazała, że HSR na minutę stanowi zmienną, która jest najsilniejszym predyktorem wartości RPE (rycina 3, publikacja 2). Jednocześnie na poziomie indywidualnym znaczenie HSR na minutę w zakresie relatywnej ważności wynosiło od 7% do 62%. Zmienna ta była najważniejsza w kontekście predykcji RPE dla dziewięciu z osiemnastu zawodników. Liczby impactów na minutę oraz Acc na minutę okazały się najważniejszymi zmiennymi dla czterech zawodników z relatywną ważnością na poziomie odpowiednio 12% i 21%. Przytoczone wyniki wskazują na dużą zmienność międzyosobniczą w zakresie zewnętrznych miar intensywności wpływających na odczuwane zmęczenie. Potwierdza to, że obciążenie wewnętrzne jest kombinacją aplikowanych obciążeń zewnętrznych oraz innych czynników, takich jak m.in. charakterystyka zawodnika, która może modulować odpowiedź na zadane obciążenia (Geurkink i in. 2019, Impellizzeri i in. 2005). Tym samym należy uznać, że aplikowanie identycznych obciążeń zewnętrznych może skutkować zupełnie innym obciążeniem w wymiarze wewnętrznym.

Zgodnie z obserwacjami w kontekście znaczenia dystansu pokonanego z wysoką intensywnością i jego związku z RPE (publikacja 2) wyniki przeglądu systematycznego z metaanalizą jednoznacznie dowodzą, że HSR jest zmienną związaną z pomoczowymi zmianami zmęczeniowymi obserwowanymi wśród zawodników piłki nożnej (Hader i in. 2019). Wykazano, że dystans pokonany z prędkością >19,8 km/h, co odpowiada zmiennej HSR, istotnie koreluje zarówno z biochemicznymi (aktywność kinazy kreatynowej), jak i nerwowo-mięśniowymi (szczytowa wartość mocy w skoku dosiężnym z zamachem) markerami zmęczeniowymi. Ponadto związki te potwierdza szereg publikacji wskazujących na istotne zależności pomiędzy RPE i sRPE a HSR wśród piłkarzy nożnych (Casamichana i in. 2013, Gaudino i in. 2015, B.R. Scott i in. 2013).

Wyniki uzyskane w omawianym badaniu identyfikują zmienną HSR jako najsilniejszy predyktor wartości RPE na poziomie grupowym. Stanowi to cenną informację dla trenerów w zakresie doboru obciążeń realizowanych w procesie treningowym. Jednocześnie wysoka zmienność międzyosobnicza w zakresie zewnętrznych miar intensywności wpływających na odczuwane zmęczenie wskazuje na potrzebę indywidualnego rozpatrywania zależności pomiędzy RPE i zewnętrznymi miarami intensywności. Uzyskanie tych wyników było możliwe dzięki wykorzystaniu drzew decyzyjnych, które stają się atrakcyjną alternatywą dla tradycyjnych metod statystycznych przede wszystkim ze względu na interpretowalność wyników predykcji.

Publikacja 3

Proces identyfikacji zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne oraz zewnętrzne miary intensywności, które w największym stopniu wyjaśniają zmienność w oryginalnym zbiorze danych, jest kluczowy dla komunikowania kompleksowych informacji w przystępny dla praktyków sposób (Weaving i in. 2019). Analiza danych wykazała, że pierwsza składowa główna dla zewnętrznych miar intensywności wyjaśnia od 49% do 70%, natomiast w przypadku obciążeń zewnętrznych – od 68% do 89% całkowitej wariancji. Oznacza to, że zdecydowana większość informacji zawartych w analizowanym zbiorze danych może

zostać zawarta w jednej składowej głównej przy jednoczesnym braku utraty znaczącej ilości informacji, szczególnie w przypadku obciążeń zewnętrznych. Ponadto największa ilość informacji zawartych w analizowanym zbiorze danych może zostać wyjaśniona zarówno przez TD, jak i PL w przypadku obciążeń zewnętrznych oraz zewnętrznych miar intensywności. Co więcej, wyniki wskazują, że HSR jest zmienną, która wyjaśnia dodatkową część zmienności i tym samym dostarcza unikatowych informacji w zakresie obciążeń zewnętrznych.

Wyniki uzyskane w zakresie TD i PL oraz ich istotności w kontekście kwantyfikacji obciążeń treningowych w piłce nożnej są zgodne z wcześniejszymi obserwacjami (Casamichana i in. 2019, Scantlebury i in. 2020, Zurutuza i in. 2020). Scantlebury i in. (2020) wykazali, że dwie składowe główne kumulatywnie wyjaśniają 86% wariancji w obciążeniach zewnętrznych, a TD, dystans pokonany z niską intensywnością (prędkość niższa niż 61% prędkości maksymalnej danego zawodnika) oraz PL wyjaśniają największą ilość zmienności z takimi samymi ładunkami czynnikowymi dla pierwszej składowej głównej. Podobne wyniki uzyskano w badaniu, w którym analizowano obciążenia realizowane w trakcie gier treningowych. Z początkowego zestawu danych, składającego się z ośmiu miar obciążeń zewnętrznych oraz dwóch zewnętrznych miar intensywności, za pomocą PCA wyłoniono trzy składowe główne. Pierwsza składowa związana była przede wszystkim z TD i PL (Zurutuza i in. 2020). Również Casamichana i in. (2019) wykazali, że większość zmienności w zbiorze danych zawierających miary obciążeń zewnętrznych z gier treningowych oraz oficjalnych spotkań jest wyjaśniana m.in. przez TD, Acc, Dec z ładunkiem czynnikowym dla TD wynoszącym 0,85–0,91. Przytoczone wyniki oraz to, że TD jest jedną z najczęściej monitorowanych zmiennych zarówno w trakcie treningów, jak i oficjalnych gier (Akenhead i Nassis 2016), wskazują, iż jest on jedną z kluczowych zmiennych w procesie monitorowania obciążeń w piłce nożnej.

W omawianym badaniu największa ilość informacji zawarta w zbiorze danych może zostać wyjaśniona zarówno przez TD, jak i PL w przypadku obciążeń zewnętrznych, a także zewnętrznych miar intensywności. Ładunki czynnikowe tych zmiennych dla pierwszej składowej głównej wynoszą odpowiednio 0,95–0,99 i 0,93–0,98 dla obciążeń zewnętrznych oraz 0,87–0,98 i 0,76–0,95 dla zewnętrznych miar intensywności. Zbliżone wyniki uzyskano w badaniu, którego celem była redukcja zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne w różnych dyscyplinach sportowych. W ramach tego badania zewnętrzne miary obciążeń zostały zredukowane do dwóch składowych głównych, a ładunek czynnikowy dla pierwszej składowej głównej był taki sam dla TD, PL i dystansu pokonanego z niską intensywnością (Scantlebury i in. 2020). Wynik ten jest rezultatem obserwacji wskazującej na wysokie do bardzo wysokich współczynniki korelacji pomiędzy PL a miarami obciążeń zewnętrznych, ze szczególnym uwzględnieniem TD (Casamichana i in. 2013, Scantlebury i in. 2020).

Uzyskane wyniki wskazują duże ładunki czynnikowe Acc (0,71–0,91) i sRPE (0,70–0,93) dla pierwszej składowej głównej obciążeń zewnętrznych. Ustalenia te są zgodne z wcześniejszymi obserwacjami wykazującymi silną korelację pomiędzy sRPE a miarami obciążeń zewnętrznych, co jednoznacznie dowodzi, że sRPE może być wykorzystywane w procesie monitorowania procesu treningowego przy ograniczonych środkach finansowych (Coppus i in. 2022). Warto podkreślić również, że sRPE jako metoda monitorowania obciążeń treningowych może być wykorzystywana także w treningu siłowym, co tym samym pozwala gromadzić informacje na temat kumulatywnego obciążenia zawodnika (Weaving i in. 2018). Odmienne wyniki uzyskano dla RPE i ładunku czynnikowego dla pierwszej składowej głównej zewnętrznych miar intensywności, który wynosił 0,41–0,77 i przekraczał próg o wartości 0,7 wyłącznie wśród czterech zawodników. Ustalenia te są

zgodne z wcześniejszymi badaniami, które wykazywały niskie do średnich korelacje pomiędzy RPE i zewnętrznymi miarami intensywności (publikacja 1). Biorąc pod uwagę te wyniki, można uznać, że RPE nie wyjaśnia w istotnym stopniu zmienności w zbiorze zewnętrznych miar intensywności. Pierwsza składowa główna wyjaśnia od 49% do 70% całkowitej wariancji w pięciu wyselekcjonowanych zewnętrznych miarach intensywności. W przypadku miar obciążeń zewnętrznych odmiennie – pierwsza składowa główna wyjaśnia od 68% do 89% całkowitej zmienności, co wskazuje, że percepcja intensywności jest wieloczynnikowa (Gaudino i in. 2015).

Wart odnotowania jest fakt, że pierwsza składowa główna dla obciążeń zewnętrznych ma najwyższe ładunki czynnikowe z PL (0,93–0,98), TD (0,95–0,99), Acc (0,71–0,91) oraz sRPE (0,70–0,93). Jednocześnie druga składowa główna dla obciążeń zewnętrznych najmocniej koreluje z HSR, a ładunek czynnikowy mieści się w zakresie od 0,53 do 0,84. Oznacza to, że HSR wyjaśnia dodatkowe 7% do 19% wariancji w zbiorze danych składających się z wyselekcjonowanych miar obciążeń zewnętrznych. Uzyskane w tym zakresie rezultaty są zgodne z wynikami badania, w którym wykorzystano analizę składowych głównych do redukcji liczby zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne zrealizowane w treningu zawodników rugby (Weaving i in. 2018). W tym przypadku HSR również wykazał silną korelację z drugą składową główną, tym samym wyjaśniając dodatkową, unikatową porcję zmienności w analizowanym zbiorze danych. Co więcej, podobne wyniki uzyskano w analizie obciążeń młodych zawodników piłki nożnej. HSR, który w tym przypadku był definiowany jako dystans pokonany z prędkością od 19,8 km/h do 24,98 km/h, okazał się jedną ze zmiennych najmocniej skorelowanych z drugą składową główną dla wybranych dni treningowych (Maughan i in. 2021b).

Wyniki omawianego badania jednoznacznie wskazują, że większość informacji zawartych w zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne może zostać wyjaśniona przez TD, PL lub Acc. Jednocześnie należy uwzględnić zmienną HSR jako wyjaśniającą unikatową porcję zmienności w analizowanym zbiorze danych. Wnioski płynące z badania sugerują, że analiza składowych głównych daje możliwość identyfikacji kluczowych zmiennych charakteryzujących obciążenia treningowe realizowane przez młodych zawodników piłki nożnej. Ustalenia te nabierają szczególnego znaczenia w kontekście efektywnego raportowania informacji o obciążeniach zrealizowanych w procesie treningowym, ze szczególnym uwzględnieniem szybkości przekazywanych informacji.

W przedstawionych badaniach analizowano zależności pomiędzy obciążeniami treningowymi młodych zawodników piłki nożnej w ich wymiarach zewnętrznym i wewnętrznym. Jako ograniczenie omawianych badań należy wymienić brak włączenia do analizy zmiennych mogących wpływać na reakcję psychofizjologiczną zawodnika, charakteryzujących jego szeroko rozumiany potencjał fizyczny i aktualny stan psychofizyczny (długość i jakość snu, opóźniona bolesność mięśniowa). Ponadto należy uwzględnić, że analizy zrealizowane w przytoczonych badaniach opierają się na zmiennych wyselekcjonowanych przez autorów badania.

7. WNIOSKI I PRAKTYCZNE ZASTOSOWANIE WYNIKÓW BADAŃ WŁASNYCH

Wyniki przytoczonych badań dostarczają cennych informacji w zakresie zrozumienia zależności pomiędzy obciążeniami zewnętrznymi i wewnętrznymi w trakcie treningu młodych zawodników piłki nożnej. Identyfikacja miar obciążeń zewnętrznych, które w największym stopniu wpływają na odczuwane zmęczenie, ułatwi trenerom monitorowanie procesu treningowego młodych piłkarzy i zarządzanie nim, a to w konsekwencji ma prowadzić m.in. do ich prawidłowego rozwoju oraz redukcji ryzyka występowania urazów. Ponadto proces ten ma wspierać podnoszenie efektywności treningu poprzez większą indywidualizację w kształtowaniu zdolności motorycznych.

Wyniki uzyskane w pierwszej publikacji uzasadniają wykorzystanie sRPE jako globalnego wskaźnika obciążeń realizowanych w procesie treningowym młodych zawodników. Nabiera to szczególnego znaczenia w środowiskach trenerskich niedysponujących zaawansowaną technologią, jaką są globalne systemy nawigacji satelitarnej. Wykorzystanie sRPE będącego pochodną zarówno intensywności, jak i objętości ze względu na silną korelację z wieloma miarami obciążeń zewnętrznych pozwala na monitorowanie nie tylko bieżących obciążeń treningowych, ale również obciążeń kumulatywnych oraz zmian wielkości obciążeń realizowanych w czasie. Ponadto wykorzystanie sRPE pozwala na obliczanie szeregu wskaźników wykorzystywanych w procesie monitorowania (np. *training monotony* i *training strain*), tym samym wspierając procesy decyzyjne w treningu sportowym.

W kolejnej części cyklu (publikacja 2) wykazano, że na poziomie grupowym HSR na minutę stanowi zmienną, która jest najsilniejszym predyktorem wartości RPE deklarowanej przez zawodników po zakończonej jednostce treningowej. Wskazuje to na konieczność umiejętnego zarządzania objętością oraz intensywnością HSR. Szczególnie dotyczy to momentów, w których intencją zarządzających procesem treningowym jest unikanie zmęczenia (np. dni bezpośrednio poprzedzające wysiłek startowy). Jednocześnie wykazano dużą zmienność międzyosobniczą w zakresie zewnętrznych miar intensywności wpływających na odczuwane zmęczenie, co wyraźnie sugeruje konieczność indywidualizacji w kontekście zarówno szeroko pojętego procesu monitorowania realizowanych obciążeń, jak i w procesie kształtowania zdolności motorycznych. Zaproponowana w omawianym badaniu nowatorska metoda kwantyfikacji zależności pomiędzy RPE i zewnętrznymi miarami intensywności wydaje się atrakcyjna dla praktyków przede wszystkim ze względu na możliwość wizualizacji, a tym samym interpretacji bez konieczności posiadania zaawansowanej wiedzy statystycznej (publikacja 2). Metoda wykorzystująca drzewa decyzyjne może zostać zastosowana do planowania intensywności jednostek treningowych z uwzględnieniem pożądanego poziomu zmęczenia odczuwanego przez zawodników.

Wyniki uzyskane w trzeciej publikacji swoje zastosowanie praktyczne znajdują w kontekście odniesienia do koncepcji działania szybkiego i wolnego (Coutts 2016). Proces treningowy w jego zarządzaniu wymaga szybkiej informacji zwrotnej wspomagającej podejmowanie decyzji opartych na zgromadzonych danych. Taki schemat działania jest przykładem wspomnianego wcześniej działania szybkiego. Biorąc pod uwagę liczbę informacji dostępnych w procesie treningowym, fundamentalnym wyzwaniem staje się redukcja zmiennych prowadząca do identyfikacji kluczowych dla charakterystyki obciążenia zmiennych. Stanowi to bazę dla efektywnego raportowania informacji o obciąże-

niach w procesie treningowym (Houtmeyers i in. 2021a). Wyniki omawianego badania jednoznacznie wskazują na możliwość redukcji informacji o zrealizowanych obciążeniach treningowych za pomocą analizy składowych głównych. Większość informacji zawartych w zmiennych opisujących obciążenia zewnętrzne może zostać wyjaśniona przez TD, PL, Acc oraz sRPE z uwzględnieniem zmiennej HSR jako wyjaśniającej dodatkową część wariacji (publikacja 3). Daje to podstawę do raportowania ograniczonej liczby zmiennych, kiedy wymagana jest szybka i kompleksowa informacja o obciążeniach zrealizowanych w treningu. Omawiane wyniki stają się szczególnie cenne w zakresie aplikacji praktycznej w środowiskach, w których występują ograniczenia dotyczące zasobów ludzkich, a osoby odpowiedzialne za monitorowanie obciążeń treningowych wykonują równoległe dodatkowe zadania.

8. PIŚMIENNICTWO

- Akenhead R., Nassis G.P. (2016) Training load and player monitoring in high-level football: Current practice and perceptions. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 11 (5), 587–593. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2015-0331>
- Bangsbo J., Mohr M., Krstrup P. (2006) Physical and metabolic demands of training and match-play in the elite football player. *Journal of Sports Sciences*, 24 (7), 665–674. <https://doi.org/10.1080/02640410500482529>
- Bartlett J.D., O'Connor F., Pitchford N., Torres-Ronda L., Robertson S.J. (2017) Relationships between internal and external training load in team-sport athletes: Evidence for an individualized approach. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (2), 230–234. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2015-0791>
- Borg G.A. (1982) Psychophysical bases of perceived exertion. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 14 (5), 377–381.
- Bourdon P.C., Cardinale M., Murray A., Gastin P., Kellmann M., Varley M.C., Gabbett T.J., Coutts A.J., Burgess D.J., Gregson W., Cable N.T. (2017) Monitoring athlete training loads: Consensus statement. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (s2), S2–161–S2–170. <https://doi.org/10.1123/IJSP.2017-0208>
- Buchheit M., Haddad H.A., Simpson B.M., Palazzi D., Bourdon P.C., Salvo V.D., Mendez-Villanueva A. (2014) Monitoring accelerations with GPS in football: Time to slow down? *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 9 (3), 442–445. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2013-0187>
- Buchheit M., Simpson B.M. (2017) Player-tracking technology: Half-full or half-empty glass? *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (s2), S2–35–S2–41. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0499>
- Burgess D.J. (2017) The research doesn't *always* apply: Practical solutions to evidence-based training-load monitoring in elite team sports. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (s2), S2–136–S2–141. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0608>
- Burgess D.J., Naughton G.A. (2010) Talent development in adolescent team sports: A review. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 5 (1), 103–116. <https://doi.org/10.1123/ijsp.5.1.103>
- Casamichana D., Castellano J., Calleja-Gonzalez J., San Román J., Castagna C. (2013) Relationship between indicators of training load in soccer players. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 27 (2), 369–374. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3182548af1>
- Casamichana D., Castellano J., Gómez Díaz A., Martín-García A. (2019) Looking for complementary intensity variables in different training games in football. *Journal of Strength and Conditioning Research*, Publish Ahead of Print. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003025>
- Coppus T.A., Anderson T., Hurley E., Gill D.L., Brown P.K. (2022) The practical utility of objective training load indices in Division I college soccer players. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 36 (4), 1026–1030. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004227>
- Coutts A.J. (2016) Working fast and working slow: The benefits of embedding research in high-performance sport. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 11 (1), 1–2. <https://doi.org/10.1123/IJSP.2015-0781>

- Coutts A.J., Crowcroft S., Kempton T. (2018) Developing athlete monitoring systems: Theoretical basis and practical applications. W: Kellmann M., Beckmann J. (eds.). *Sport Recovery and Performance: Interdisciplinary Insights*. London: Routledge, 19–32.
- Coutts A.J., Rampinini E., Marcora S.M., Castagna C., Impellizzeri F.M. (2009) Heart rate and blood lactate correlates of perceived exertion during small-sided soccer games. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 12 (1), 79–84. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2007.08.005>
- Foster C. (1998) Monitoring training in athletes with reference to overtraining syndrome. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 30 (7), 1164–1168. <https://doi.org/10.1097/00005768-199807000-00023>
- Foster C., Florhaug J.A., Franklin J., Gottschall L., Hrovatin L.A., Parker S., Doleshall P., Dodge C. (2001) A new approach to monitoring exercise training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 15 (1), 109–115.
- Gabbett T.J. (2016) The training – injury prevention paradox: Should athletes be training smarter and harder? *British Journal of Sports Medicine*, 50 (5), 273–280. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095788>
- Gabbett T.J., Whyte D.G., Hartwig T.B., Wescombe H., Naughton G.A. (2014) The relationship between workloads, physical performance, injury and illness in adolescent male football players. *Sports Medicine*, 44 (7), 989–1003. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0179-5>
- Gallo T., Cormack S., Gabbett T., Williams M., Lorenzen C. (2015) Characteristics impacting on session rating of perceived exertion training load in Australian footballers. *Journal of Sports Sciences*, 33 (5), 467–475. <https://doi.org/10.1080/02640414.2014.947311>
- Gaudino P., Iaia F.M., Strudwick A.J., Hawkins R.D., Alberti G., Atkinson G., Gregson W. (2015) Factors influencing perception of effort (session rating of perceived exertion) during elite soccer training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 10 (7), 860–864. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2014-0518>
- Geurkink Y., Vandewiele G., Lievens M., De Turck F., Ongenaes F., Matthys S.P.J., Boone J., Bourgeois J.G. (2019) Modeling the prediction of the session rating of perceived exertion in soccer: Unraveling the puzzle of predictive indicators. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14 (6), 841–846. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2018-0698>
- Hader K., Rumpf M.C., Hertzog M., Kilduff L.P., Girard O., Silva J.R. (2019) Monitoring the athlete match response: Can external load variables predict post-match acute and residual fatigue in soccer? A systematic review with meta-analysis. *Sports Medicine – Open*, 5 (1), 48. <https://doi.org/10.1186/s40798-019-0219-7>
- Halson S.L. (2014) Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports Medicine*, 44 (S2), 139–147. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0253-z>
- Houtmeyers K.C., Jaspers A., Figueiredo P. (2021a) Managing the training process in elite sports: From descriptive to prescriptive data analytics. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 16 (11), 1719–1723. <https://doi.org/10.1123/ijssp.2020-0958>
- Houtmeyers K.C., Vanrenterghem J., Jaspers A., Ruf L., Brink M.S., Helsen W.F. (2021b) Load monitoring practice in European elite football and the impact of club culture and financial resources. *Frontiers in Sports and Active Living*, 3, 679824. <https://doi.org/10.3389/fspor.2021.679824>
- Huxley D.J., O'Connor D., Healey P.A. (2014) An examination of the training profiles and injuries in elite youth track and field athletes. *European Journal of Sport Science*, 14 (2), 185–192. <https://doi.org/10.1080/17461391.2013.809153>

- Impellizzeri F.M., Jeffries A.C., Weisman A., Coutts A.J., McCall A., McLaren S.J., Kalkhoven J. (2022) The 'training load' construct: Why it is appropriate and scientific. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 25 (5), 445–448. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2021.10.013>
- Impellizzeri F.M., Marcora S.M., Coutts A.J. (2019) Internal and external training load: 15 years on. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14 (2), 270–273. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2018-0935>
- Impellizzeri F.M., Rampinini E., Coutts A.J., Sassi A., Marcora S.M. (2004) Use of RPE-based training load in soccer. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 36 (6), 1042–1047. <https://doi.org/10.1249/01.MSS.0000128199.23901.2F>
- Impellizzeri F.M., Rampinini E., Marcora S.M. (2005) Physiological assessment of aerobic training in soccer. *Journal of Sports Sciences*, 23 (6), 583–592. <https://doi.org/10.1080/02640410400021278>
- Impellizzeri F.M., Shrier I., McLaren S.J., Coutts A.J., McCall A., Slattery K., Jeffries A.C., Kalkhoven J.T. (2023) Understanding training load as exposure and dose. *Sports Medicine*, 53 (9), 1667–1679. <https://doi.org/10.1007/s40279-023-01833-0>
- Jaspers A., De Beéck T.O., Brink M.S., Frencken W.G.P., Staes F., Davis J.J., Helsen W.F. (2018) Relationships between the external and internal training load in professional soccer: What can we learn from machine learning? *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13 (5), 625–630. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0299>
- Jastrzębski Z. (2004) Zakres obciążeń treningowych w piłce nożnej i ręcznej a ich wpływ na rozwój sportowy zawodników. Gdańsk: AWFiS.
- Jeffries A.C., Marcora S.M., Coutts A.J., Wallace L., McCall A., Impellizzeri F.M. (2022) Development of a revised conceptual framework of physical training for use in research and practice. *Sports Medicine*, 52 (4), 709–724. <https://doi.org/10.1007/s40279-021-01551-5>
- Johnston R.J., Watsford M.L., Kelly S.J., Pine M.J., Spurrs R.W. (2014) Validity and inter-unit reliability of 10 Hz and 15 Hz GPS units for assessing athlete movement demands. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 28 (6), 1649–1655. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000323>
- Lovell T.W.J., Sirotic A.C., Impellizzeri F.M., Coutts A.J. (2013) Factors affecting perception of effort (session rating of perceived exertion) during rugby league training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8 (1), 62–69. <https://doi.org/10.1123/ijsp.8.1.62>
- Lupo C., Capranica L., Cortis C., Guidotti F., Bianco A., Tessitore A. (2017) Session-RPE for quantifying load of different youth taekwondo training sessions. *The Journal of Sports Medicine and Physical Fitness*, 57 (3), 189–194. <https://doi.org/10.23736/S0022-4707.16.06021-X>
- Malone J.J., Di Michele R., Morgans R., Burgess D., Morton J.P., Drust B. (2015) Seasonal training-load quantification in elite English Premier League soccer players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 10 (4), 489–497. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2014-0352>
- Malone J.J., Lovell R., Varley M.C., Coutts A.J. (2017) Unpacking the black box: Applications and considerations for using GPS devices in sport. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (s2), S2–18–S2–26. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0236>
- Maughan P.C., MacFarlane N.G., Swinton P.A. (2021a) Relationship between subjective and external training load variables in youth soccer players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 16 (8), 1127–1133. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2019-0956>

- Maughan P.C., Swinton P.A., MacFarlane N.G. (2021b) Relationships between training load variables in professional youth football players. *International Journal of Sports Medicine*, 42 (07), 624–629. <https://doi.org/10.1055/a-1300-2959>
- McLaren S.J., Macpherson T.W., Coutts A.J., Hurst C., Spears I.R., Weston M. (2018) The relationships between internal and external measures of training load and intensity in team sports: A meta-analysis. *Sports Medicine*, 48 (3), 641–658. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0830-z>
- Nedelec M., McCall A., Carling C., Legall F., Berthoin S., Dupont G. (2014) The influence of soccer playing actions on the recovery kinetics after a soccer match. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 28 (6), 1517–1523. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000293>
- O'Donoghue P. (2008) Principal components analysis in the selection of key performance indicators in sport. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 8 (3), 145–155. <https://doi.org/10.1080/24748668.2008.11868456>
- Osgnach C., Poser S., Bernardini R., Rinaldo R., Di Prampero P.E. (2010) Energy cost and metabolic power in elite soccer: A new match analysis approach. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 42 (1), 170–178. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3181ae5cfd>
- Pustina A., Sato K., Liu C., Kavanaugh A.A., Sams M.L., Liu J., Uptmore K.D., Stone M.H. (2017) Establishing a duration standard for the calculation of session rating of perceived exertion in NCAA division I men's soccer. *Journal of Trainology*, 6 (1), 26–30. https://doi.org/10.17338/trainology.6.1_26
- Rogalski B., Dawson B., Heasman J., Gabbett T.J. (2013) Training and game loads and injury risk in elite Australian footballers. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 16 (6), 499–503. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2012.12.004>
- Rojas-Valverde D., Gómez-Carmona C.D., Gutiérrez-Vargas R., Pino-Ortega J. (2019) From big data mining to technical sport reports: The case of inertial measurement units. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 5 (1), e000565. <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2019-000565>
- Rossi A., Perri E., Pappalardo L., Cintia P., Iaia F. (2019) Relationship between external and internal workloads in elite soccer players: Comparison between rate of perceived exertion and training load. *Applied Sciences*, 9 (23), 5174. <https://doi.org/10.3390/app9235174>
- Scantlebury S., Till K., Beggs C., Dalton-Barron N., Weaving D., Sawczuk T., Jones B. (2020) Achieving a desired training intensity through the prescription of external training load variables in youth sport: More pieces to the puzzle required. *Journal of Sports Sciences*, 38 (10), 1124–1131. <https://doi.org/10.1080/02640414.2020.1743047>
- Scott B.R., Lockie R.G., Knight T.J., Clark A.C., Janse De Jonge X.A.K. (2013) A comparison of methods to quantify the in-season training load of professional soccer players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8 (2), 195–202. <https://doi.org/10.1123/ijsp.8.2.195>
- Scott M.T.U., Scott T.J., Kelly V.G. (2016) The validity and reliability of global positioning systems in team sport: A brief review. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 30 (5), 1470–1490. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001221>
- Scott T.J., Black C.R., Quinn J., Coutts A.J. (2013) Validity and reliability of the session-RPE method for quantifying training in Australian football: A comparison of the CR10 and CR100 scales. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 27 (1), 270–276. <https://doi.org/10.1519/JSC.0b013e3182541d2e>
- Staunton C.A., Abt G., Weaving D., Wundersitz D.W.T. (2022) Misuse of the term 'load' in sport and exercise science. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 25 (5), 439–444. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2021.08.013>

- Thorpe R.T., Atkinson G., Drust B., Gregson W. (2017) Monitoring fatigue status in elite team-sport athletes: Implications for practice. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12 (s2), S2–27–S2–34. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0434>
- Vanrenterghem J., Nedergaard N.J., Robinson M.A., Drust B. (2017) Training load monitoring in team sports: A novel framework separating physiological and biomechanical load-adaptation pathways. *Sports Medicine*, 47 (11), 2135–2142. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0714-2>
- Varley M.C., Fairweather I.H., Aughey R.J. (2012) Validity and reliability of GPS for measuring instantaneous velocity during acceleration, deceleration, and constant motion. *Journal of Sports Sciences*, 30 (2), 121–127. <https://doi.org/10.1080/02640414.2011.627941>
- Weaving D., Beggs C., Dalton-Barron N., Jones B., Abt G. (2019) Visualizing the complexity of the athlete-monitoring cycle through principal-component analysis. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14 (9), 1304–1310. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2019-0045>
- Weaving D., Dalton N.E., Black C., Darrall-Jones J., Phibbs P.J., Gray M., Jones B., Roe G.A.B. (2018) The same story or a unique novel? Within-participant principal-component analysis of measures of training load in professional rugby union skills training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13 (9), 1175–1181. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0565>
- Zurutuza U., Castellano J., Echeazarra I., Guridi I., Casamichana D. (2020) Selecting training-load measures to explain variability in football training games. *Frontiers in Psychology*, 10, 2897. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.02897>

PRZEBIEG PRACY NAUKOWO-ZAWODOWEJ

Wykaz opublikowanych rozdziałów w monografiach naukowych

Andrzejewski M., Marynowicz J., Kryściak J. (2024) Wydolność beztlenowa i metody jej diagnozowania. W: Ciężczyk P. (red.), *Fizjologia wysiłku*. Warszawa: PZWL, 713–748.
punktacja MNiSW: 100

Wykaz opublikowanych artykułów w czasopismach naukowych (poza wskazanym cyklem)

Śliwowski R., Paillard T., Bojkowski Ł., Dudziński W., Patek M., Marynowicz J. (2024) Intra- and inter-limb strength imbalance and asymmetry in soccer: A comparison of elite senior and junior players. *PLOS One*, 19 (4), e0302474. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0302474>
IF: 2,900; punktacja MNiSW: 100

Andrzejewski M., Konefał M., Podgórski T., Pluta B., Chmura P., Chmura J., Marynowicz J., Melka K., Brazaitis M., Kryściak J. (2022) How training loads in the preparation and competitive period affect the biochemical indicators of training stress in youth soccer players? *PeerJ*, 10, e13367. <https://doi.org/10.7717/peerj.13367>
IF: 2,700; punktacja MNiSW: 100

Andrzejewski M., Podgórski T., Kryściak J., Chmura P., Konefał M., Chmura J., Marynowicz J., Adrian J., Pluta B. (2021) Anabolic–catabolic hormonal responses in youth soccer players during a half-season. *Research in Sports Medicine*, 29 (2), 141–154. <https://doi.org/10.1080/15438627.2020.1734930>
IF: 3,661; punktacja MNiSW: 70

Kalinowski P., Myszkowski J., Marynowicz J. (2021) Effect of online training during the COVID-19 quarantine on the aerobic capacity of youth soccer players. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18 (12), 6195. <https://doi.org/10.3390/ijerph18126195>
IF: 4,614; punktacja MNiSW: 140

Podgórski T., Kryściak J., Pluta B., Adrian J., Marynowicz J., Krzykała M., Konefał M., Chmura P., Chmura J., Andrzejewski M. (2021) A practical approach to monitoring biomarkers of inflammation and muscle damage in youth soccer players during a 6-month training cycle. *Journal of Human Kinetics*, 80, 185–197. <https://doi.org/10.2478/hukin-2021-0093>
IF: 2,923; punktacja MNiSW: 140

Śliwowski R., Marynowicz J., Jadczak Ł., Grygorowicz M., Kalinowski P., Paillard T. (2021) The relationships between knee extensors/ flexors strength and balance control in elite male soccer players. *PeerJ*, 9, e12461. <https://doi.org/10.7717/peerj.12461>
IF: 3,061; punktacja MNiSW: 100

Śliwowski R., Marynowicz J., Grygorowicz M., Wieczorek A., Jadczyk Ł. (2020) Are there differences in concentric isokinetic strength performance profiles between international and non-international elite soccer players? *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18 (1), 35. <https://doi.org/10.3390/ijerph18010035>

IF: 4,614; punktacja MNiSW: 140

Bibliometryczne podsumowanie osiągnięć

Indeks H (według JCR): 6

Liczba cytowań (według JCR): 88

Łączny Impact Factor: 36,354

Łącznie punktacja MNiSW: 1230

Staże naukowe

5–11.03.2023 Uniwersytet Karola, Wydział Wychowania Fizycznego i Sportu, Praga, Czechy

Projekty badawcze

Wykonawca grantu pt. *Analiza zmęczenia obwodowego i ośrodkowego młodych piłkarzy nożnych w półrocznym makrocyklu szkoleniowym* (DEC-2017/01/X/NZ7/00336).

Czynny udział w konferencjach naukowych krajowych i międzynarodowych

XII Ogólnopolska Konferencja „Medycyna Sportowa” (2019); Poznań. Tytuł wystąpienia: *Etapizacja treningu siły mięśniowej w treningu dzieci i młodzieży w kontekście aktualnego stanu wiedzy i dowodów naukowych skonfrontowanych z przekonaniami i tradycją funkcjonującymi w obszarze tego zagadnienia.*

Science4Football Kongres (2019); Warszawa. Tytuł wystąpienia: *Zależności pomiędzy obciążeniem wewnętrznym i zewnętrznym w treningu młodych zawodników piłki nożnej.*

Zajmowane stanowiska

- od 1.09.2013 do 31.08.2023 – trener przygotowania motorycznego w Akademii Piłkarskiej Lecha Poznań,
- od 1.10.2019 do 31.08.2023 – asystent w Zakładzie Teorii i Metodyki Zespołowych Gier Sportowych, Akademia Wychowania Fizycznego im. Eugeniusza Piaseckiego w Poznaniu,
- od 1.09.2023 – koordynator departamentu przygotowania motorycznego w Akademii Piłkarskiej Legii Warszawa.

ZAŁĄCZNIK 1. OŚWIADCZENIA

Poznań, 17.10.2024r.
miejscowość, data

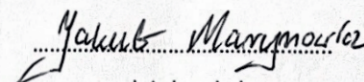
Jakub Marynowicz
imię i nazwisko kandydata

Oświadczenie autora o oryginalności rozprawy doktorskiej, samodzielności jej przygotowania i nienaruszeniu praw autorskich

Ja, niżej podpisana/podpisany oświadczam, że:

- a) rozprawa doktorska pt. **Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych** jest wynikiem mojej działalności twórczej i powstała bez niedozwolonego udziału osób trzecich;
- b) wszystkie wykorzystane przeze mnie materiały źródłowe i opracowania zostały w niej wymienione, a napisana przez mnie praca nie narusza praw autorskich osób trzecich;
- c) załączona wersja elektroniczna pracy jest tożsama z wydrukiem rozprawy;
- d) praca nie była wcześniej podstawą nadania stopnia innej osobie.

Mam świadomość, że złożenie nieprawdziwego oświadczenia skutkować będzie niedopuszczeniem do dalszych czynności postępowania w sprawie nadania stopnia doktora lub cofnięciem decyzji o nadaniu mi stopnia doktora oraz wszczęciem postępowania dyscyplinarnego/karnego.


.....
podpis kandydata

Poznań, 17.10.2024r.
miejscowość, data

Jakub Marynowicz
imię i nazwisko kandydata

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie kandydata

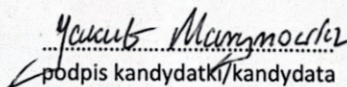
Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na*:

- publikacja 1 – opracowaniu koncepcji badań, realizacji badań, przygotowaniu bazy danych, interpretacji wyników, przygotowaniu manuskryptu, złożeniu publikacji do redakcji.
- publikacja 2 – opracowaniu koncepcji badań, realizacji badań, przygotowaniu bazy danych, interpretacji wyników, przygotowaniu manuskryptu, złożeniu publikacji do redakcji.
- publikacja 3 – opracowaniu koncepcji badań, realizacji badań, przygotowaniu bazy danych, interpretacji wyników, przygotowaniu manuskryptu, złożeniu publikacji do redakcji.


podpis kandydatki/kandydata

* należy podać bardzo precyzyjnie opisany wkład merytoryczny w powstanie poszczególnych publikacji, wchodzących w skład przedłożonej rozprawy doktorskiej

** proszę dodać kolejne publikacje, jeśli rozprawa je obejmuje

prof. AWF dr hab. Marcin Andrzejewski
Zakład Fizjologii i Biochemii
Akademia Wychowania Fizycznego im. E. Piaseckiego
w Poznaniu

Poznań, 31.10.2024

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie promotora

Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. *„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”*.

polegał na:

- publikacja 1 – opracowaniu koncepcji badań, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 2 - opracowaniu koncepcji badań, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 3 - opracowaniu koncepcji badań, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.


.....
podpis promotora

Praga, 4.09.2024

.....
miejscowość, data

Mateusz Lango

.....
imię i nazwisko współautorki/współautora
Uniwersytet Karola, Wydział Matematyki i Fizyki
.....
miejsce zatrudnienia (uczelnia, jednostka)

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie współautorki/współautora

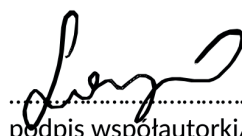
Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na:

- publikacja 1 - udziale w projektowaniu badań, wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 2 - udziale w projektowaniu badań, wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 3 - udziale w projektowaniu badań, wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.


.....
podpis współautorki/współautora

PRAGA, 04.09.2024

.....
miejscowość, data

DAMIAN HORNA

.....
imię i nazwisko współautorki/współautora

MICROSOFT

.....
miejsce zatrudnienia (uczelnia, jednostka)

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie współautorki/współautora

Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na:

- publikacja 1 - wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 2 - wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 3 - wykonaniu analizy statystycznej, interpretacji wyników, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.

Damian Horna

.....
podpis współautorki/współautora

Poznań 03/09/2024 r.
miejscowość, data

Karol Kikut

imię i nazwisko współautorki/współautora

KKS Lech Poznań

miejsce zatrudnienia (uczelnia, jednostka)

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie współautorki/współautora

Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na:

- publikacja 1 - przeprowadzeniu badań, w tym zbieraniu danych, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 2 - przeprowadzeniu badań, w tym zbieraniu danych, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.
- publikacja 3 - przeprowadzeniu badań, w tym zbieraniu danych, recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.



podpis współautorki/współautora

04.09.2024
miejscowość, data

MAREK KONEFAŁ
imię i nazwisko współautorki/współautora

AWF WROCŁAW, ZAKŁ. MOT. CZŁOWIEKA
miejsce zatrudnienia (uczelnia, jednostka)

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie współautorki/współautora

Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na:

- publikacja 1 – n/d.
- publikacja 2 – n/d.
- publikacja 3 - recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.

Marek Konefał
podpis współautorki/współautora

Wrocław, 30.08.2024
miejscowość, data

Paweł Chmura
imię i nazwisko współautorki/współautora

Akademia Wychowania Fizycznego im Polskich Olimpijczyków we Wrocławiu
Zakład Zespołowych Gier Sportowych
miejsce zatrudnienia (uczelnia, jednostka)

Dotyczy: postępowania w sprawie nadania Panu Jakubowi Marynowiczowi stopnia doktora w dziedzinie nauk medycznych i nauk o zdrowiu, w dyscyplinie nauk o kulturze fizycznej w Akademii Wychowania Fizycznego w Poznaniu.

Oświadczenie współautorki/współautora

Prace wchodzące w skład rozprawy doktorskiej:

1. Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., & Andrzejewski, M. (2020). Relationship between the Session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 34(10), 2800–2804.
2. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., & Andrzejewski, M. (2022). Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biology of Sport*, 39(2), 245–252.
3. Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., & Andrzejewski, M. (2023). Within-subject principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(12), 2411–2416.

Oświadczam, że mój wkład w powstanie rozprawy doktorskiej pt. **„Zależności pomiędzy wskaźnikami obciążeń zewnętrznych a RPE w treningu młodych piłkarzy nożnych”**

polegał na:

- publikacja 1 – n/d.
- publikacja 2 – n/d.
- publikacja 3 - recenzji i korekcie manuskryptu, akceptacji ostatecznej wersji manuskryptu.


podpis współautorki/współautora

Relationship Between the Session-RPE and External Measures of Training Load in Youth Soccer Training

Jakub Marynowicz,^{1,2} Karol Kikut,² Mateusz Lango,³ Damian Horna,³ and Marcin Andrzejewski⁴

¹Department of Theory and Methodology of Team Sport Games, Poznan University of Physical Education, Poznań, Poland; ²KKS Lech Poznań S.A.—Football Club, Poznań, Poland; ³Institute of Computer Science, Poznan University of Technology, Poznań, Poland; and ⁴Department of Methodology of Recreation, Poznan University of Physical Education, Poznań, Poland

Abstract

Marynowicz, J., Kikut, K., Lango, M., Horna, D., and Andrzejewski, M. Relationship between the session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *J Strength Cond Res* 34(10): 2800–2804, 2020—The aim of this study was to identify the external training load (TL) markers (10 Hz Global Positioning System) that are most influential on the rating of perceived exertion (RPE) and session-RPE (sRPE) during youth soccer training. Data were collected from 18 youth soccer players during an 18-week in-season period. A total of 804 training observations were undertaken. We observed moderate to very large within-individual correlations between sRPE and measures of external load (r ranging from 0.36 to 0.76). Large, positive within-individual correlations were found between total covered distance, PlayerLoad, number of accelerations, and sRPE ($r = 0.70, 0.64$, and 0.62 , respectively, $p < 0.001$). By contrast, small to moderate within-individual correlations were noted between RPE and measures of intensity (r ranging from 0.16 to 0.39). A moderate within-individual correlation was observed between high-speed running distance (HSR) per minute and RPE ($r = 0.39$, $p < 0.001$). The level of statistical significance was set at $\alpha = 0.05$ for all tests. Two generalized estimating equation models were constructed, with RPE and sRPE as the response variables. The model identified by QIC for RPE contained 2 variables as follows: HSR per minute and distance in deceleration per minute, whereas sRPE was modeled with 3 predictors as follows: PlayerLoad, HSR, and distance in acceleration. The findings demonstrate that RPE does not reflect the intensity of a training session and that sRPE can be a useful, simple, and cost-effective tool for monitoring TL.

Key Words: GPS, training monitoring, team sport, workload, fatigue

Introduction

Training load (TL) monitoring in team sports is difficult to achieve because different exercises have different physiological and mechanical requirements, therefore individual physical and physiological responses to the same external workload can be different (1). Training load monitoring is undertaken to maximize physical performance (21), reduce occurrences of injury and illness, (22,45) and minimize the risk of nonfunctional overreaching (28). Training load monitoring is also intended to help athletes and coaches achieve training goals and minimize undesired training outcomes (20). Research shows that accurate management of TL is crucial for the planning and periodization of training (35).

Training and competition load monitoring among youth athletes is especially relevant because of the relationship between high volumes and injury (31). During growth and maturation, youth athletes need to undertake different type of training compatible with their phase of growth and maturation (8). Studies indicate that appropriate TL management among youth athletes is important to assist with progressive increases in training volume and favoring long sporting career (4). In addition, we know that greater training and match-play availability of players significantly increase chances of team success (18).

To optimize training responses, coaches need to monitor specific and individual responses to training stimuli (16). In soccer it is crucial to monitor both internal and external loads because of individualized responses to the same external load (53). External load is the work completed by the athlete independently of internal responses (28). One of the valid and reliable tools for monitoring external load in running-based team sport is the Global Positioning System (GPS) (33,53).

Internal TL represents the individual physiological response to training stimuli. Rating of perceived exertion (RPE), heart rate, and hematological measures are used to monitor internal TL (50). Rating of perceived exertion is a simple, versatile, and cost-effective method for internal load monitoring and correlates with heart rate, blood, and lactate concentrations (13). Foster et al. (19) proposed a method for internal TL monitoring based on the category ratio Borg scale (CR-10) (3). Session-RPE (sRPE) is obtained by multiplying the duration of a training session (minutes) by the intensity (RPE) (19). Previous research has shown that sRPE is closely correlated with heart rate-based assessment of TL during intermittent team sports, including soccer (16,32,37). The sRPE method also correlates with other heart rate-based assessments of TL in youth sport (38). Previous research also indicates that sRPE is a more necessary and better suited method for youth training than it is for adults (9).

To plan effective training programs that help to avoid undesired training outcomes, coaches need to understand the relationship between external and internal TL, including the

Address correspondence to Jakub Marynowicz, marynowicz@awf.poznan.pl.

Journal of Strength and Conditioning Research 34(10):2800–2804

© 2020 National Strength and Conditioning Association

2800

Copyright © 2020 National Strength and Conditioning Association. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

response that external TL may cause in an athlete (22). Research has shown a clear association between sRPE and total distance covered in semiprofessional soccer players (10). High-speed running and numbers of impacts and accelerations are the best predictors of sRPE during elite soccer training (26). However, there is a lack of information about relationships between external TL (GPS) and internal TL among youth soccer players. It is crucial to determine which external load markers have the most influence and impact on TLs. A better understanding of the relationship between external TL and internal TL could help coaches in enhancing training requirements and athlete monitoring. Therefore, the aim of this study was to examine the relationships of external TL markers with RPE and sRPE during youth soccer training sessions.

Methods

Experimental Approach to the Problem

During the 2018–2019 in-season competition period (18 weeks), a total of 804 training observations were undertaken, with a mean duration of 68 ± 15 minutes. The median observation per player was 43 ± 17 (range 12–76). Both internal load indicator (RPE) and external load metrics (GPS) were collected. Only field-based soccer sessions with warm-ups performed on the field were included for the purpose of the study. Individual rehabilitation and individual fitness sessions were not included in the analysis. We analyzed only data from weeks with one competitive match per week. All of the analyzed training sessions took place in the same part of day and were performed on the same outdoor grass training pitch, with a break of 24 hours between consecutive training sessions, and with an average temperature of $9.1 \pm 6.3^\circ\text{C}$. During the rest periods, players were allowed to drink fluids.

Subjects

Eighteen youth soccer players (age 17.81 ± 0.96 years, range 16–19 years, height 179.47 ± 4.77 cm, body mass 70.94 ± 4.72 kg; all measurements mean $\pm$ SD) took part in the study. Goalkeepers were not included in the study. More than half of the players were members of their age category youth national teams. The players that participated in this study were competing for the same club in the domestic youth soccer league. All the players were informed about the research procedures, requirements, benefits, and risks, and their written consent was obtained before the study began. For subjects under the age of 18 years, parental or guardian consent was gathered. Ethical approval was granted by the Bioethical Committee at the Poznań University of Medical Sciences.

Procedures

Internal Load. Each player's RPE was collected in isolation ~20 minutes after each training session, using the CR-10 Borg scale modified by Foster et al. (19). The RPE was derived by asking each player "How hard was your session?" with 1 being very, very easy and 10 being maximal exertion. All the players were fully familiarized with the use of the scale. The sRPE was subsequently calculated by multiplying training duration (minutes) by the RPE as described by Foster et al. (19).

External Load Variables. Players' external load during training sessions was recorded by using a portable, nondifferential 10 Hz GPS, integrated with a 400 Hz triaxial accelerometer, and a 10 Hz

triaxial magnetometer (PLAYERTEK, Catapult Innovations, Melbourne, Australia). The reliability and validity of these types of GPS devices have been reported in previous studies (11,15,49,53). Recently, the PLAYERTEK system has been used across a range of soccer research (27,36). All players wore the same monitoring devices each time they were assessed. The devices were placed between the players' scapulae, in a tight vest and were activated 15 minutes before data collection in accordance with the manufacturer's instructions, to optimize the acquisition of satellite signals. Data were downloaded and analyzed using specialist GPS software.

Based on GPS data, running distances were calculated during each training session. Total running distance covered (TD; m) was also divided by session duration (minutes) to obtain the intensity values per minute. High-speed running distance (HSR; m) was defined as the total distance traveled above $19.8 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$. High-speed running distance was also divided by session duration to obtain the intensity values per minute. The speed threshold for HSR was established in the light of previous research (44,47). Acceleration (ACC; $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$) activity was measured on the basis of the change in GPS speed and was defined as a change in speed for a minimum period of 0.5 seconds with acceleration at least $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$. The same approach was used with regard to deceleration (DEC; $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$). Acceleration and deceleration were also divided by session duration (minutes) to obtain the intensity values per minute. Furthermore, the load and intensity measures were identified as distance in acceleration (AccD; m), distance in deceleration (DecD; m), and distance in accelerations and decelerations per minute. Player impact measures were derived from triaxial accelerometers. Previous research has reported an acceptable level of reliability for triaxial accelerometers, both within-devices and between-devices in team sports (5). Impact was defined as significant events that exclude footsteps during walking and running ($>3 \text{ g}$). The load and intensity measures were identified as total number of impacts and impacts per minute, respectively. The load measures were identified as PlayerLoad (PL; a.u.), which is calculated automatically using an established algorithm based on the 400 Hz accelerometer. Accelerometers have already been used in soccer (10,12,48). Research has shown that PL is a valid and reliable measure and can provide important insights into player activity (5,6,14,41).

Statistical Analyses

All variables were summarized with means and standard deviations (mean $\pm$ SD). The collected data were analyzed with generalized estimating equation (GEE) models that were previously used in similar studies (2,51). Generalized estimating equation accounts for the fact that the data were collected within-subjects over the course of time and is recommended over mixed linear models to provide estimates of population-averaged effects (30). We constructed 2 separate GEE models with RPE and sRPE as the response variables. The identity link function was used in both models. In the first model, only independent variables divided by training session duration were taken into account, whereas in the second model predictors were left unchanged. The best subset of predictors and the best working correlation structure were identified by a procedure suggested by Cui (17) i.e., using Quasi-Likelihood under the Independence Model Criterion. Following this procedure, 2 predictors for a RPE model and 3 predictors for sRPE were selected. In both models, the exchangeable correlation structure was chosen. The goodness-of-fit of estimated models is further assessed by Pearson χ^2 statistic. Correlation analysis was

used to quantify strength of relationship between RPE, sRPE, and intensity, external load measures, respectively. The following criteria were adopted to interpret the magnitude of the correlation between test measures: <0.10 trivial, 0.10 to 0.30 small, 0.30 to 0.50 moderate, 0.50 to 0.70 large, 0.70 to 0.90 very large, and 0.90 to 1.00 almost perfect (29). The level of statistical significance was set at $\alpha = 0.05$ for all tests.

Results

Mean load and intensity measures are presented in Table 1. Within-individual correlations between the RPE, sRPE, and measures of intensity and load are presented in Table 2. Moderate to very large within-individual correlations were observed between sRPE and the measures of load. By contrast, small to moderate within-individual correlations were noted between RPE and the measures of intensity.

Two GEE models were constructed to identify which combinations of GPS variables showed the largest relationship with RPE and sRPE (Table 3). According to the first model, PL (a.u), HSR (m), and AccD (m) turned out to be the best predictors of sRPE. In the second GEE, RPE was modeled with 2 independent variables as follows: HSR (m) per minute and DecD (m) per minute. All variables in the selected models were statistically significant ($p < 0.001$).

Discussion

The main purpose of this study was to quantify the relationships between various measures of GPS variables (external load) and RPE and sRPE in youth soccer training.

The key finding of the study was that a combination of various external TL factors (PL, HSR, and AccD) predicts sRPE in elite youth soccer training better than any individual parameter alone. The findings further demonstrate that sRPE can be a useful tool for monitoring TL in youth soccer training.

In recent years researchers have become increasingly interested in the relationship between different measures of internal TL and the relationship between internal and external TL measures among youth athletes (32,38,39). However, there is little information about the relationship between external TL markers derived from GPS and RPE and sRPE among youth soccer players. Previous studies on this topic have looked at the relationship between RPE based TL assessment and other heart rate-based assessments of TL in youth soccer players (12), youth taekwondo athletes (38), and youth basketball players (39).

The relationship between internal and external load measures has been comprehensively investigated in elite rugby league and Australian football players (23,37). In the case of soccer players, these relationships have been investigated by Casamichana et al. (10), Scott et al. (48), Gaudino et al. (26), and Pustina et al. (46) in subelite, professional, elite, and professional soccer player, respectively.

Our findings demonstrate that RPE and sRPE are significantly related to a large number of external load and intensity measures, respectively. Higher correlations were observed between sRPE and external load measures compared with RPE and the same parameters expressed as per minute (Table 2). These results support earlier assumptions that many additional factors can contribute to the perception of intensity in intermittent team exercises (26,37). This is in line with previous research that has concluded that sRPE is a more robust index (26).

Large within-individual correlations were observed between total covered distance and sRPE ($r = 0.70$, $p < 0.001$). These findings agree with research on adult, subelite football players (10) where sRPE was strongly associated with total distance covered ($r = 0.74$,

Table 1

Descriptive statistics of collected data.

Variable	Mean	SD
Load measures		
sRPE	328	185
Duration (min)	69	15
Distance (m)	4,977	1,665
PlayerLoad (a.u)	263	82
High-speed running distance (m)	225	297
Impacts (n)	175	154
Distance in deceleration (m)	207	84
Distance in acceleration (m)	169	67
Accelerations (n)	159	57
Decelerations (n)	152	55
Intensity measures		
RPE	4.6	1.9
Distance (m) per minute	71.7	14.6
PlayerLoad (a.u) per minute	3.8	0.8
Impacts (n) per minute	2.5	2.0
High-speed running distance (m) per minute	3.0	3.8
Distance in deceleration (m) per minute	3.0	1.0
Distance in acceleration (m) per minute	2.4	0.7
Accelerations (n) per minute	2.3	0.6
Decelerations (n) per minute	2.2	0.6

sRPE = session ratings of perceived exertion; RPE = rating of perceived exertion.

$p < 0.01$). Likewise, the findings agree with research on adult, professional soccer players, where total distance covered correlated strongly with sRPE ($r = 0.80$, $p < 0.1$) (48). In line with our observations, a large, within-individual correlation was observed between sRPE and total distance covered during training ($r = 0.80$, $p < 0.01$) and matches that use minutes played ($r = 0.808$, $p < 0.01$) (46). Previous research has shown that both total distance and the distance traveled at high speed significantly affect perceived exertion in rugby league training (37). The obtained results are in line with results of a meta-analysis, which revealed that total distance is the marker most strongly associated with internal load and intensity indicators (40). We conclude that irrespective of players' age and level (subelite and professional) total covered distance provokes the same response, and the magnitude of this relationship is similar in adult and youth soccer training. It can be helpful in the context of monitoring TL during the transition from youth to adult soccer team.

Table 2

Within-individual correlations.

Variable	Value	95% CI	p
sRPE			
Duration (min)	0.767	0.737–0.794	<0.001
Distance (m)	0.699	0.662–0.732	<0.001
High-speed running distance (m)	0.52	0.468–0.569	<0.001
Impacts (n)	0.367	0.306–0.425	<0.001
Distance in acceleration (m)	0.696	0.658–0.730	<0.001
Accelerations (n)	0.624	0.579–0.664	<0.001
PlayerLoad (a.u)	0.64	0.598–0.679	<0.001
RPE			
Distance (m) per minute	0.303	0.239–0.364	<0.001
PlayerLoad (a.u) per minute	0.167	0.099–0.233	<0.001
Impacts (n) per minute	0.19	0.123–0.256	<0.001
High-speed running distance (m) per minute	0.395	0.335–0.452	<0.001
Distance in acceleration (m) per minute	0.376	0.315–0.434	<0.001
Accelerations (n) per minute	0.25	0.184–0.314	<0.001

CI = confidence interval; sRPE = session ratings of perceived exertion; RPE = rating of perceived exertion.

Table 3
Summary of GEE models.

Variable	Estimate	SE	Wald	p
sRPE				
PlayerLoad (a.u)	0.6328	0.0810	61.0	5.6e-15
High-speed running distance (m)	0.0965	0.0174	30.7	3.0e-08
Distance in acceleration (m)	1.1157	0.1256	79.0	<2e-16
RPE				
High-speed running distance (m) per minute	0.1600	0.0170	88.2	<2e-16
Distance in deceleration (m) per minute	0.6719	0.0689	95.0	<2e-16

Wald = Wald Chi Square; RPE = rating of perceived exertion; sRPE = session ratings of perceived exertion; GEE = generalized estimating equation.

As with total distance, we observed a large within-individual correlation between sRPE and PL ($r = 0.64$, $p < 0.001$). The accelerometer derived PL equation has previously resulted in large correlations ($r = 0.83$, $p < 0.05$) with the sRPE method in Australian rules football (50). Our results are in line with previous research on adult soccer players. Casamichana et al. (10) reported substantial within-individual correlations between sRPE and PL ($r = 0.74$, $p < 0.01$), whereas Scott et al. (48) found large correlations between sRPE and PL ($r = 0.84$, $p < 0.1$) and concluded that PL is largely related to players' physiological and perceptual responses to a training stimulus. It is worth mentioning that PL takes into account more soccer-specific actions, such as jumps, tackles, and change of direction, and mechanical work and force are the greatest predictors of the heart rate responses to football-specific training drills (34). Therefore, strength of the relationship between sRPE and PL may give practitioners without access to GPS measuring devices information on soccer-specific load.

This study showed moderate ($r = 0.37$, $p < 0.001$) within-individual correlations between sRPE and the number of impacts. By contrast, Gaudino et al. (26) found very large ($r = 0.72$, $p < 0.001$) within-individual correlation between sRPE and number of impacts. However, in this case another threshold was used—above 3 g and above 2 g for impacts. Therefore, we concluded that different threshold should ideally be used for youth soccer players to accurately monitor number of impacts. Gaudino et al. (26) reported mean number of 1898 impacts during elite soccer training with a 2 g threshold for impacts. In this investigation, we reported a mean number of 175 impacts with a threshold >3 g in youth soccer training.

Our results reported large within-individual correlation ($r = 0.62$, $p < 0.001$) between sRPE and number of accelerations. The same magnitude of correlation between sRPE and number of accelerations was found by Gaudino et al. (26) despite the fact that another threshold was used— >2 and $>0.5 \text{ m/s}^2$, respectively (minimum effort duration = 0.5 seconds). Previous research has emphasized the importance of acceleration in overall physical demands in soccer (24,25). Acceleration activity is connected with mechanical stress, thereby increasing metabolic demands (52) and energy expenditure (43). Furthermore, Nedelec et al. (42) reported a relationship between an increase in muscle soreness and the number of accelerations and decelerations ($<5 \text{ m}$) performed during a match.

In this study, the group GEE model showed that 3 load variables PL, high-speed distance, and AccD significantly contributed to sRPE. Distance in acceleration and PL were the strongest contributory variables in the model. The significance of PL in quantifying TL in rugby union skills training has been demonstrated by Weaving et al. (54). Body load, which like PL provides a measure of total stress resulting from accelerations, decelerations, changes of direction, and impacts, was one of the variable derived from the stepwise multiple regression for sRPE in rugby

league training (37). Our results support earlier research that underlined importance of mechanical work in the context of internal responses (7).

The second model showed that 2 intensity variables—high-speed distance per minute and DecD per minute significantly contributed to RPE, and DecD was the strongest contributory variables in the model. The importance of mechanical work was discussed earlier. Interestingly, in the light of previous research high-speed running proved to be relevant in the context of perception of effort. Previous research suggested that the RPE may underestimate the stress imposed by high-speed running and very high-speed running because high-intensity activities in soccer training are interspersed with extensive recovery time (48).

It should be noted that findings from this investigation were derived from youth soccer players training during an in-season period. The lack of information concerning relationships between external and internal TL among youth soccer players prevents comparison of our results with regard to youth athletes. With regard to elite soccer players, Gaudino et al. (26) used partial correlation to determine the external load markers that have the most influence on RPE and sRPE during training. In the final multivariate model ($p < 0.001$) they included total HSR and number of impacts and accelerations.

The main limitations of this study are associated with the analysis of the relationship between internal and external measures of TL and intensity for all players together. According to the current body of knowledge concerning individual physical and physiological responses to the same external workload, further research should focus on individual dose-response relationships.

Practical Applications

The results of the study provide important information on the understanding of the relationship between external and internal load during youth soccer training. The relationship between internal and external measures of TL and intensity is important in understanding the dose-response nature of youth soccer players training. Determining which external load markers have the most influence on the perception of effort enables coaches to better monitor athletes and as a consequence both reduce the risk of injury and improve physical performance. These findings provide further evidence to support the use of sRPE as a global measure of TL in youth soccer players. These findings are also important for those involved in youth soccer training because of the fact that coaches and practitioners without access to GPS measuring devices can prescribe a training stimulus with the knowledge of which markers of external load have the most influence on the internal load. Furthermore, sRPE, a product of intensity and volume and related to a large number of external load factors, allows the monitoring of not only acute load but also cumulative load and change in load over the course of time. A number of measures can be calculated from the daily sRPE values and hence support decision-making processes within the context of load monitoring.

References

1. Bangsbo J, Mohr M, Krstrup P. Physical and metabolic demands of training and match-play in the elite football player. *J Sports Sci* 24: 665–674, 2006.
2. Bartlett JD, O'Connor F, Pitchford N, Torres-Ronda L, Robertson SJ. Relationships between internal and external training load in team-sport

- athletes: Evidence for an individualized approach. *Int J Sports Physiol Perform* 12: 230–234, 2017.
3. Borg G, Hassmen P, Lagerstrom M. Perceived exertion related to heart rate and blood lactate during arm and leg exercise. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol* 56: 679–685, 1987.
 4. Bourdon PC, Cardinale M, Murray A, et al. Monitoring athlete training loads: Consensus statement. *Int J Sports Physiol Perform* 12: S2-S161–S2-2170, 2017.
 5. Boyd LJ, Ball K, Aughey RJ. Quantifying external load in Australian football matches and training using accelerometers. *Int J Sports Physiol Perform* 8: 44–51, 2013.
 6. Boyd LJ, Ball K, Aughey RJ. The reliability of MinimaxX accelerometers for measuring physical activity in Australian football. *Int J Sports Physiol Perform* 6: 311–321, 2011.
 7. Buchheit M, Simpson BM. Player-tracking technology: Half-full or half-empty glass? *Int J Sports Physiol Perform* 12: 235–241, 2017.
 8. Burgess DJ, Naughton GA. Talent development in adolescent team sports: A review. *Int J Sports Physiol Perform* 5: 103–116, 2010.
 9. Capranica L, Millard-Stafford ML. Youth sport specialization: How to manage competition and training? *Int J Sports Physiol Perform* 6: 572–579, 2011.
 10. Casamichana D, Castellano J, Calleja-González J, San Román J, Castagna C. Relationship between indicators of training load in soccer players. *J Strength Cond Res* 27: 369–374, 2013.
 11. Castellano J, Casamichana D, Calleja-González J, San Román J, Ostojic SM. Reliability and accuracy of 10 Hz GPS devices for short-distance exercise. *J Sports Sci Med* 10: 233–234, 2011.
 12. Castellano J, Casamichana D, Dellal A. Influence of game format and number of players on heart rate responses and physical demands in small-sided soccer games. *J Strength Cond Res* 27: 1295–1303, 2013.
 13. Chen MJ, Fan X, Moe ST. Criterion-related validity of the Borg ratings of perceived exertion scale in healthy individuals: A meta-analysis. *J Sports Sci* 20: 873–899, 2002.
 14. Cormack SJ, Mooney MG, Morgan W, McGuigan MR. Influence of neuromuscular fatigue on accelerometer load in elite Australian football players. *Int J Sports Physiol Perform* 8: 373–378, 2013.
 15. Coutts AJ, Duffield R. Validity and reliability of GPS devices for measuring movement demands of team sports. *J Sci Med Sport* 13: 133–135, 2010.
 16. Coutts AJ, Rampinini E, Marcora SM, Castagna C, Impellizzeri FM. Heart rate and blood lactate correlates of perceived exertion during small-sided soccer games. *J Sci Med Sport* 12: 79–84, 2009.
 17. Cui J. QIC program and model selection in GEE analyses. *Stata J* 7: 209–220, 2007.
 18. Eirale C, Tol JL, Farooq A, Smiley F, Chalabi H. Low injury rate strongly correlates with team success in Qatari professional football. *Br J Sports Med* 47: 807–808, 2013.
 19. Foster C, Florhaug JA, Franklin J, et al. A new approach to monitoring exercise training. *J Strength Cond Res* 15: 109–115, 2001.
 20. Foster C. Monitoring training in athletes with reference to overtraining syndrome. *Med Sci Sports Exerc* 30: 1164–1168, 1998.
 21. Gabbett TJ, Whyte D, Hartwig T, Wescombe H, Naughton G. The relationship between workloads, physical performance, injury and illness in adolescent male football players. *Sports Med* 44: 989–1003, 2014.
 22. Gabbett TJ. The training-injury prevention paradox: Should athletes be training smarter and harder? *Br J Sports Med* 50: 273–280, 2016.
 23. Gallo T, Cormack S, Gabbett TJ, Williams M, Lorenzen C. Characteristics impacting on session rating of perceived exertion training load in Australian footballers. *J Sports Sci* 33: 467–475, 2015.
 24. Gaudino P, Iaia FM, Alberti G, et al. Monitoring training in elite soccer players: Systematic bias between running speed and metabolic power data. *Int J Sports Med* 34: 963–968, 2013.
 25. Gaudino P, Iaia FM, Alberti G, et al. Systematic bias between running speed and metabolic power data in elite soccer players: Influence of drill type. *Int J Sports Med* 35: 489–493, 2014.
 26. Gaudino P, Iaia FM, Strudwick AJ, et al. Factors influencing perception of effort (session rating of perceived exertion) during elite soccer training. *Int J Sports Physiol Perform* 10: 860–864, 2015.
 27. Halouani J, Ghattasi K, Bouzid MA, et al. Physical and physiological responses during the stop-ball rule during small-sided games in soccer players. *Sports* 7: 117, 2019.
 28. Halson S. Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports Med* 44: 139–147, 2014.
 29. Hopkins WG, Marshall SW, Batterham AM, Hanin J. Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science. *Med Sci Sports Exerc* 4: 3–13, 2009.
 30. Hubbard AE, Ahern J, Fleischer NL, et al. To GEE or not to GEE: Comparing population average and mixed models for estimating the associations between neighborhood risk factors and health. *Epidemiology* 21: 467–474, 2010.
 31. Huxley DJ, O'Connor D, Healey PA. An examination of the training profiles and injuries in elite youth track and field athletes. *Eur J Sport Sci* 14: 185–192, 2014.
 32. Impellizzeri FM, Rampinini E, Coutts AJ, Sassi A, Marcora SM. Use of RPE-based training load in soccer. *Med Sci Sports Exerc* 36: 1042–1047, 2004.
 33. Johnston RJ, Watsford ML, Pine MJ, Spurrs RW, Sporri D. Assessment of 5 Hz and 10 Hz GPS units for measuring athlete movement demands. *Int J Perform Anal Sport* 13: 262–274, 2013.
 34. Lacombe M, Simpson B, Broad N, Buchheit M. Monitoring players' readiness using predicted heart-rate responses to soccer drills. *Int J Sports Physiol Perform* 13: 1273–1280, 2018.
 35. Little T, Williams AG. Measures of exercise intensity during soccer training drills with professional soccer players. *J Strength Cond Res* 21: 367–371, 2007.
 36. Lorenzo-Martínez M, de Dios-Álvarez VM, Padrón-Cabo A, Costa PB, Rey E. Effects of score-line on internal and external load in soccer small-sided games. *Int J Perf Anal Sport* 20: 231–239, 2020.
 37. Lovell TW, Sirocic AC, Impellizzeri FM, Coutts AJ. Factors affecting perception of effort (session rating of perceived exertion) during rugby league training. *Int J Sports Physiol Perform* 8: 62–69, 2013.
 38. Lupo C, Capranica L, Cortis C, et al. Session-RPE for quantifying load of different youth taekwondo training sessions. *J Sports Med Phys Fitness* 57: 189–194, 2017.
 39. Lupo C, Tessitore A, Gasperi L, Gomez MAR. Session-RPE for quantifying the load of different youth basketball training sessions. *Biol Sport* 34: 11–17, 2017.
 40. McLaren SJ, MacPherson TW, Coutts AJ, et al. The relationships between internal and external measures of training load and intensity in team sports: A meta-analysis. *Sports Med* 48: 641–658, 2018.
 41. Mooney MG, Cormack S, O'Brien BJ, Morgan WM, McGuigan M. Impact of neuromuscular fatigue on match exercise intensity and performance in elite Australian football. *J Strength Cond Res* 27: 166–173, 2013.
 42. Nedelec M, McCall A, Carling C, et al. The influence of soccer playing actions on the recovery kinetics after a soccer match. *J Strength Cond Res* 28: 1517–1523, 2014.
 43. Osgnach C, Poser S, Bernardini R, Rinaldo R, Rampiero PE. Energy cost and metabolic power in elite soccer: A new match analysis approach. *Med Sci Sports Exerc* 42: 170–178, 2010.
 44. Owen AL, Djaoui L, Newton M, Malone S, Mendes B. A contemporary multi-modal mechanical approach to training monitoring in elite professional soccer. *Sci Med Football* 1: 216–221, 2017.
 45. Owen AL, Dunlop G, Rouissi M, et al. Analysis of positional training loads (ratings of perceived exertion) during various-sided games in European professional soccer players. *Int J Sports Sci Coach* 11: 374–381, 2016.
 46. Pustina A, Sato K, Liu CA, et al. Establishing a duration standard for the calculation of session rating of perceived exertion in NCAA Division I men's soccer. *J Trainology* 6: 26–30, 2017.
 47. Rampinini E, Alberti G, Fiorenza M, et al. Accuracy of GPS devices for measuring high-intensity running in field-based team sports. *Int J Sports Med* 36: 49–53, 2015.
 48. Scott BR, Lockie RG, Knight TJ, Clark AC, De Jonge XAKJ. A comparison of methods to quantify the in-season training load of professional soccer players. *Int J Sports Physiol Perform* 8: 195–202, 2013.
 49. Scott MTU, Scott TJ, Kelly VG. The validity and reliability of Global Positioning Systems in team sport: A brief review. *J Strength Cond Res* 30: 1470–1490, 2016.
 50. Scott TJ, Black CR, Quinn J, Coutts AJ. Validity and reliability of the session-RPE method for quantifying training in Australian football: A comparison of the CR10 and CR100 scales. *J Strength Cond Res* 27: 270–276, 2013.
 51. Thornton HR, Delaney JA, Duthie GM, Dascombe BJ. Importance of various training-load measures in injury incidence of professional rugby league athletes. *Int J Sports Physiol Perform* 12: 819–824, 2017.
 52. Vanrenterghem J, Nedergaard N, Robinson M, Drust B. Training load monitoring in team sports: A novel framework separating physiological and biomechanical load-adaptation pathways. *Sports Med* 47: 2135–2142, 2017.
 53. Varley MC, Fairweather IH, Aughey RJ. Validity and reliability of GPS for measuring instantaneous velocity during acceleration, deceleration, and constant motion. *J Sports Sci* 30: 121–127, 2012.
 54. Weaving D, Dalton NE, Black C, et al. The same story or a unique novel? Within-participant principal-component analysis of measures of training load in professional rugby union skills training. *Int J Sports Physiol Perform* 13: 1175–1181, 2018.

Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models

AUTHORS: Jakub Marynowicz^{1,2}, Mateusz Lango³, Damian Horna³, Karol Kikut², Marcin Andrzejewski⁴

¹ Department of Theory and Methodology of Team Sport Games, Poznan University of Physical Education, Poznań, Poland

² KKS Lech Poznań S.A. – Football Club, Poznań, Poland

³ Institute of Computer Science, Poznan University of Technology, Poznań, Poland

⁴ Department of Methodology of Recreation, Poznan University of Physical Education, Poznań, Poland

ABSTRACT: The purpose of this study was to determine the effectiveness of white-box decision tree models (DTM) for predicting the rating of perceived exertion (RPE). The second aim was to examine the relationship between RPE and external measures of intensity in youth soccer training at the group and individual level. Training load data from 18 youth soccer players were collected during an in-season competition period. A total of 804 training observations were undertaken, with a total of 43 ± 17 sessions per player (range 12–76). External measures of intensity were determined using a 10 Hz GPS and included total distance (TD, m/min), high-speed running distance (HSR, m/min), PlayerLoad (PL, n/min), impacts (n/min), distance in acceleration/deceleration (TD ACC/TD DEC, m/min) and the number of accelerations/decelerations (ACC/DEC, n/min). Data were analysed with decision tree models. Global and individualized models were constructed. Aggregated importance revealed HSR as the strongest predictor of RPE with relative importance of 0.61. HSR was the most important factor in predicting RPE for half of the players. The prediction error (root mean square error [RMSE] 0.755 ± 0.014) for the individualized models was lower compared to the population model (RMSE 1.621 ± 0.001). The findings demonstrate that individual models should be used for the assessment of players' response to external load. Furthermore, the study demonstrates that DTM provide straightforward interpretation, with the possibility of visualization. This method can be used to prescribe daily training loads on the basis of predicted, desired player responses (exertion).

CITATION: Marynowicz J, Lango M, Horna D et al. Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biol Sport*. 2022;39(2):245–252.

Received: 2020-09-06; Reviewed: 2020-11-15; Re-submitted: 2021-01-21; Accepted: 2021-02-01; Published: 2021-04-09.

Corresponding author:

Jakub Marynowicz
Department of Theory and
Methodology of Team Sport
Games
Poznan University of Physical
Education, 27/39 Krolowej
Jadwigi st.
61-871 Poznań, Poland
Tel: +48 502 095 022
E-mail:
marynowicz@awf.poznan.pl

ORCID:

Jakub Marynowicz
0000-0002-1459-452X

Mateusz Lango
0000-0003-2881-5642

Damian Horna
0000-0002-2688-5885

Marcin Andrzejewski
0000-0002-5127-711X

Key words:

Training load
GPS
RPE
Training monitoring
Fatigue
Team sport

INTRODUCTION

Athlete monitoring data provide information to coaching staff about desired (fitness) and undesired (fatigue) training outcomes, thus representing how athletes react to training stimuli [1]. To optimize the process of training, coaches should understand the dose-response relationship [2]. There is a great deal of evidence that appropriate management of training loads is effective in improving physical performance [3], reducing the risk of injury and illness [4], and minimizing the risk of non-functional overreaching [5].

When it comes to training and match loads, it is common to distinguish between the external and internal load [6]. External load is the work completed by an athlete independently of internal responses [7], whereas internal load represents the psychophysiological stress experienced by the player in response to external stimuli. Training load monitoring in team sports is difficult to achieve because: a) various exercises have different physiological and mechanical requirements; b) individual physical and physiological responses to the same

external workload can be different [8], which is caused by individual characteristics of the players, such as physical fitness. Monitoring both internal and external loads is important in soccer because of individualized responses to the same external load [9]. Furthermore, research shows a discrepancy between the exertion intended and observed by the coach and exertion as perceived by the player [10].

In running-based team sports, one of the most valid and reliable tools for monitoring metrics related to external training load is the global positioning system (GPS) [11]. Use of this system is becoming increasingly common because of its great practicality [12]. Some of the metrics provided by this system that practitioners can use to analyse activity profiles of athletes include: total distance covered, distance covered at different speed zones, and the number of accelerations and decelerations [13].

Internal training load can be quantified using the rating of perceived exertion (RPE) [14], which is based on the Borg CR10 scale [15],

or the Foster modified version of the CR10 [14]. Previous research has established RPE-based methods as a straightforward, valid measurement of internal training load by demonstrating a strong correlation between RPE and other objective internal load measurements such as heart rate and blood lactate [16]. Furthermore, compared to heart rate, RPEs integrate psychological and physiological load experienced by athletes [17], making it a simultaneously simple, versatile, and cost-effective method [18].

Knowledge about athletes' responses to the external training load in the training process is crucial in the context of effectively prescribing and monitoring training loads [19]. Therefore, it is important to integrate external and internal training load metrics [12]. Monitoring of training at youth level is essential, not only to enable players to reach higher performance levels, but also for preserving athletes' health in the long term and consequently avoiding early retirement [20].

The relationship between internal and external load measures has been previously studied in adult soccer players at different levels [21–24]. However, all of this previous research investigated the internal-external training load relationship only at the group level, with linear models. Recently, Bartlett *et al.* [25] proposed an approach to performing this kind of analysis on an individual basis using machine learning techniques (namely artificial neural networks), which appear to be better equipped to predict athlete response to external training load metrics accurately. Unfortunately, the neural networks used in their study are black-box machine learning models, which means that, contrary to linear models, they do not provide any insights for practitioners other than mere predictions. Another problem is that some of the previous research has erroneously used the terms 'association' and 'prediction' interchangeably [26]. Moreover, the relationship between internal and external measures of training load for youth soccer players has not yet been studied at the individual level.

Therefore, the first aim of the present study was to determine the effectiveness of white-box decision tree models for predicting RPE based on GPS-derived external measures of intensity, as well as to attempt a visualization of such a model. The second aim was to examine the relationship between internal load and external measures of intensity in youth soccer training using machine learning techniques at the group and individual level.

MATERIALS AND METHODS

Participants

Eighteen youth soccer players (age 17.81 ± 0.96 years, height 179.47 ± 4.77 cm, body mass 70.94 ± 4.72 kg) participated in the investigation. More than half of the players were members of their youth national teams. The players who participated in this study were competing at the highest level in their under-19 age category soccer league. During the investigation, none of the players were injured. Goalkeepers were not included in the study due to the different physical demands of their position. Although the data obtained for this analysis are part of the athletes' daily monitoring routine, the

study was conducted and fully approved before the start of the assessments by the Health Research Ethics Committee of the institution where the research was conducted. All participants or their parents/guardians were informed of the risks and signed an informed consent form before the investigation.

Design

Training load data were collected during the 2018–2019 in-season competition period. The in-season period was used to minimize variability in physical fitness. Data were only analysed from microcycles which contained one game. All of the analysed training sessions took place during the same part of the day. Only field-based soccer sessions with warm-ups performed on the field were included for the purpose of the study. A typical microcycle during this period included 5–6 field based sessions with a break of 24 hours between consecutive training sessions. Only data from players who performed the full session duration were analysed. Individual rehabilitation and individual fitness sessions were not included in the analysis. All training sessions within the investigation period were performed on the same surface, an outdoor grass training pitch. During rest periods, players were allowed to drink fluids.

A total of 804 training observations were made. The number of sessions recorded per player ranged from 12 to 76 with a mean of 43 ± 17 sessions and the mean duration of a training session was 68 ± 15 minutes, with an average temperature of $10.2 \pm 3.11^\circ\text{C}$.

Methodology

The players' external load during each training session was monitored using a non-differential 10 Hz global positioning system (GPS) integrated with a 400 Hz Triaxial Accelerometer and a 10 Hz Triaxial Magnetometer (PLAYERTEK, Catapult Innovations, Melbourne, Australia). The reliability and validity of these types of GPS devices for use in team sports have been reported [11, 27]. The devices were placed between the players' scapulae, through a tight vest. Each player wore the same unit for all of the collection period to minimize inter-unit variability [28]. After recording, data were downloaded and analysed using a software package.

The internal load was measured using the modified Borg CR-10 scale [14]. Each player's RPE was collected in isolation ~20 minutes after each training session to eliminate the impact from the last part of the training session [14] and to minimize the influence of peer pressure [29]. The RPE was derived by asking each player "How hard was your session?" with 1 being very, very easy and 10 being maximal exertion. All players were fully familiarized with the use of RPE before the beginning of the study.

External measures of intensity

For the purpose of this study, 8 variables were recorded. Total distance (TD, m), high-speed running distance (HSR, distance above $19.8 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$, m), PlayerLoad (PL, a.u.), impacts (above 3 g, n), distance in acceleration/deceleration (above $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$, m) and the

Predicting RPE in youth soccer

number of accelerations/decelerations (ACC/DEC, above $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$, n). All variables recorded were reported in relative terms (per minute).

The speed threshold for HSR was established in light of previous research [30–31]. PlayerLoad, calculated automatically using an established algorithm, is a measure from tri-axial accelerometers in GPS, and represents the sum of accelerations recorded in the anteroposterior, mediolateral, and vertical planes of movement. Research has shown that PlayerLoad is a valid and reliable measure [24, 32]. Player impact data extracted from triaxial accelerometers measure significant impact events (e.g. collision activities), but exclude foot-steps when walking or running. Impact was defined as maximum accelerometer magnitude values above 3 g in a 0.1 second period. Acceleration is defined as an increase in speed for at least 0.5 s that exceeds a maximum acceleration of at least $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$. The same approach was used with regard to deceleration, which is defined as a decrease in speed for at least 0.5 s that exceeds a maximum deceleration of at least $-2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$.

Statistical analysis

Decision trees were used to analyse the collected data. These commonly used, non-parametric, and non-linear statistical models applied in machine learning [33]. Tree models offer a number of advantages, including interpretability, automatic capture of interactions between predictors, efficient training and prediction procedures, and accurate modelling. Such advantages have led to their widespread use in many areas, for instance, in medicine [34] and psychology [35]. A more extended discussion and comparison with, e.g., linear models has been undertaken by Breiman [36]. Comparing regression trees to the neural networks used in related works [25], the former offer not only more accurate predictions, but also the possibility to visualize the model. This allows for subsequent expert analysis, which is similar to linear models.

The regression trees were constructed using the CART procedure [37]. Mean squared error (MSE) was selected as a splitting criterion since it is most commonly used for the regression task. The standard procedure to make decision tree models more accurate and interpretable is tree pruning [37]. In this study we used an early stopping criterion on tree depth as a form of pre-pruning. We constructed a global (population) tree model, which was fitted with observations for all the players, and eighteen individualized models built for each particular athlete. Feature importance was calculated as normalized total reduction of MSE by feature in the regression tree and estimated with bootstrapping [38]. Variables included in the models were selected with a combination of expert knowledge [13] regarding their practicality during training planning and maintaining a variance inflation factor (VIF) of < 5 to avoid multi-collinearity. In order to assess the performance of our model root mean squared error (RMSE) was used. RMSE is the standard deviation of the residuals (prediction errors) and is frequently used to measure the error of a model in predicting quantitative data. Statistical analysis was conducted with scikit-learn software (Python).

TABLE 1. Descriptive statistics of collected data.

Variable	Mean	SD
<i>External intensity measures</i>		
RPE	4.6	1.9
Distance (m) per minute	71.7	14.6
PlayerLoad (a.u.) per minute	3.8	0.8
Impacts (n) per minute	2.5	2.0
High-speed running distance (m) per minute	3.0	3.8
Distance in deceleration (m) per minute	3.0	1.0
Distance in acceleration (m) per minute	2.4	0.7
Accelerations (n) per minute	2.3	0.6
Decelerations (n) per minute	2.2	0.6

RESULTS

Mean intensity measures are presented in Table 1. Figure 1 shows the distribution of RPE values. Figure 2 shows a decision tree model used for prediction of RPE with seven leaf nodes and depth = 3. Results from the decision tree regression for the entire group are shown in Figure 3 (population model). The aggregated importance of each intensity variable across all players revealed high-speed running distance per minute as the strongest predictor of RPE, with a relative importance of 0.61. The prediction error (RMSE) of the population tree model is 1.621 ± 0.001 . Figure 4 represents the normalized importance (%) of each training intensity variable in individualized models for each player. The obtained results demonstrate that the strongest predictor of RPE was also high-speed running distance per minute. This variable has the highest importance score for half of the players (9/18). The number of impacts per minute and number of accelerations per minute were the strongest RPE predictors for four players, whilst distance per minute was the strongest predictor for only one player (#15). The prediction error was lower compared to the model for the entire group and accounted for RMSE of 0.755 ± 0.014 .

DISCUSSION

The relationship between internal load and external measures of training intensity is important in understanding the dose–response nature of youth soccer players' training. According to the current body of knowledge concerning individual physical and physiological responses to the same external workload, responses at the group level are helpful in understanding overall relationships between external and internal training load. A more detailed analysis at the individual level should be carried out in order to inform decision making [39].

The first aim of the present study was to determine the effectiveness of decision tree models for predicting RPE, based on

GPS-derived, external measures of intensity, as well as a visualization of this model. The second aim was to examine the relationship between RPE and external measures of intensity in youth soccer training at group and individual levels. This was achieved through machine learning techniques.

As mentioned above, the most common approaches found in sports science literature for quantifying the relationships between external and internal training load are based on traditional statistical methods, which are linear models [9, 22, 24]. The novel method proposed in the present study is to use decision tree models for quantifying these relationships and prediction of RPE based on GPS-derived external measures of intensity.

The root (root node) of the tree in the present model is the question pertaining to high-speed running distance per minute. This is the starting point for the process of RPE value prediction. In our model, the first question is whether high-speed running distance per minute is above or below 6.2 m per minute. Branches represent potential answers. These are points where one of two options must be selected. The leaves of a decision tree are the decisions made and represent the value of predicted RPE at a particular level. RPE value on the last leaf can thus be predicted based on external measures of training intensity.

The prediction error of every leaf is presented in the figure and expressed as mean squared error (MSE). It is worth noting that the lowest available value of RPE in this model has the lowest MSE among all those possible. We concluded that if a player reported a low value of RPE, this is strictly reflected in external intensity measures. Thus, after reporting a low value of RPE, subsequent training loads can be planned with confidence. MSE is the highest for average values of RPE (MSE = 3.037 for RPE = 4.98), which could suggest that players find it difficult to determine medium exertion on Borg's scale.

The comparison of prediction error (RMSE) of the predictive tree model for group (1.621 ± 0.001) and for the individual player (0.755 ± 0.014) confirm that for the assessment of players' response to the external load, individual models should be used [40]. These results are in line with previous research on Australian football players. That study showed that individual artificial neural networks (ANN) demonstrated a better ability to predict RPE from external training load metrics, compared to the group model [25]. In contrast, group models turned out to predict RPE with an equivalent or superior accuracy compared with individual models in professional soccer [41]. It is worth mentioning that in Australian rules football the relationships between RPE and GPS-derived variables were quantified using at the same time both external load metrics (total distance, high-speed running distance) and intensity metrics (session distance per minute, percentage of HSR as a proportion of distance covered). Similarly, in the case of the second study [41], a set of external load measures and intensity related parameters were used at the same time. In the present study the relationships between RPE and GPS-derived variables was quantified using intensity related parameters.

Despite these differences, comparison of the RMSE obtained in this study showed significantly lower error for the individual player (RMSE = 0.755 ± 0.014) compared to the previously mentioned study on Australian rules football (RMSE = 1.24 ± 0.41).

The relationship between internal and external load measures in soccer and rugby league have been investigated using traditional statistical methods, such as Pearson correlation coefficients, multiple regression, and general linear models with partial correlation coefficient [9, 22, 24], all of which are linear methods. Studies on Australian football [25] and soccer [41] used a machine learning approach to predict players' responses based on GPS-derived external load measures. In the first study, ANN were used, whilst the latter employed artificial neural networks together with least absolute shrinkage and selection operator (LASSO). LASSO is an interpretable regression model but is linear and does not take into account the fact that data were collected within subjects over time. Jaspers *et al.* [41] indicated difficulties in the interpretation of the model's results as a clear disadvantage of ANN. This could indicate an obstacle for practical application of this information in daily practice. We do know, however, that the possibility for a model to be visualized and analysed by stakeholders can increase coaching staff 'buy-in', and consequently improve the confidence of decisions made [42].

Moreover, recently studies in soccer [40, 43] attempted to predict RPE using both GPS-derived external load indicators and additional variables. Both of the studies used different machine learning techniques. In their analysis, Geurkink *et al.* [40] included a large set of predictive indicators. In addition to external load indicators, internal load indicators, individual characteristics and supplementary variables were used to predict RPE. The findings from this study show that external load indicators – total distance, total time and number of sprints – are the strongest individual predictors of the RPE, accounting for 61.5% of normalized importance. A large number of different external load indicators derived from GPS, together with contextual

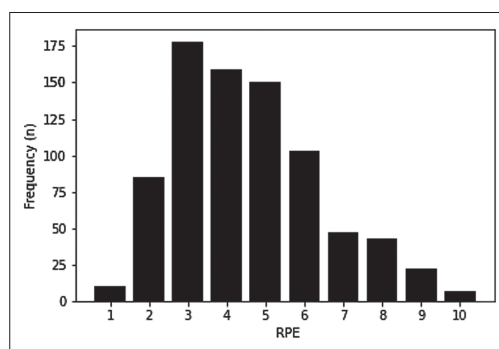


FIG. 1. Distribution of the rating of perceived exertion (RPE) values.

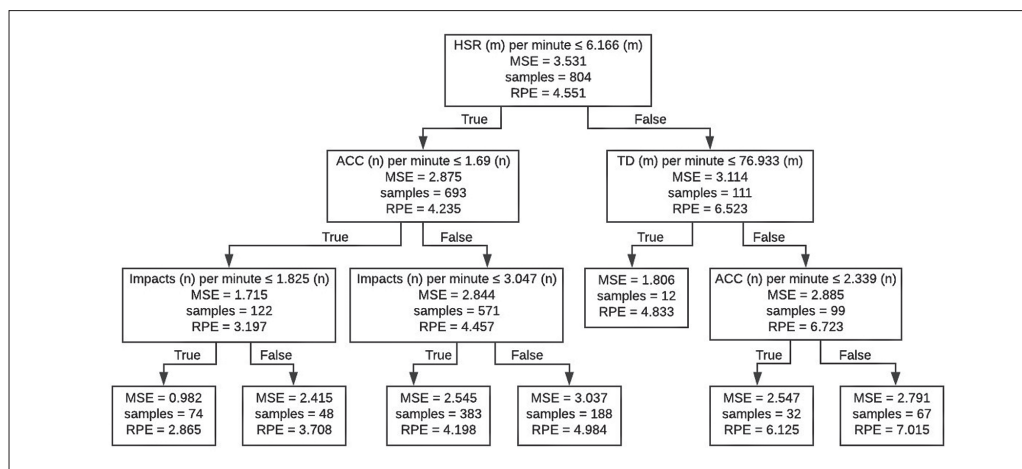


FIG. 2. Decision tree regression model for RPE.

Abbreviation: ACC, acceleration; HSR, high-speed running distance; TD, total distance; MSE, mean squared error.

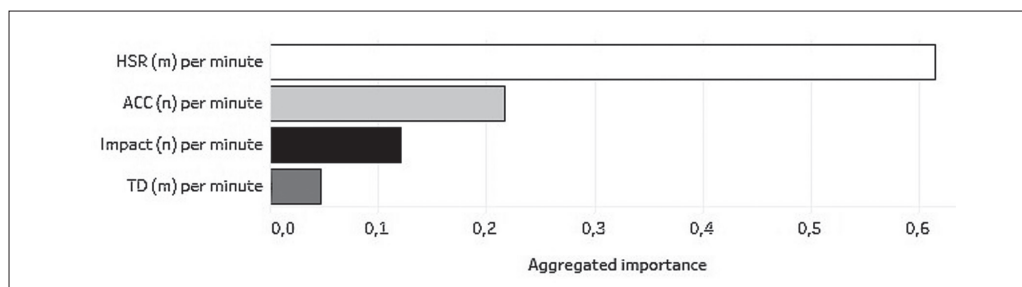


FIG. 3. Feature importance in the decision tree regression model constructed for the entire group.

Abbreviation: ACC, acceleration; HSR, high-speed running distance; TD, total distance.

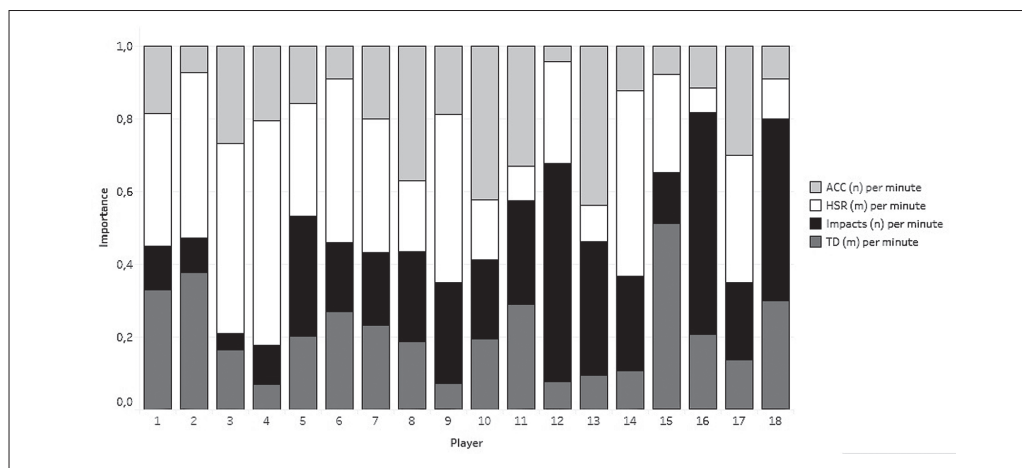


FIG. 4. Normalized importance (%) of each training intensity variable for each player.

Abbreviation: ACC, acceleration; HSR, high-speed running distance; TD, total distance.

factors, have also been used by Rossi *et al.* [43] to predict RPE. Interestingly, the results from this study show that RPE is affected not only by workload performed in the current training session but also cumulative load. Both studies [40, 43] highlight the importance of including a broad spectrum of variables in the prediction model. By contrast, the present study is focused on limited external load indicators, which might provide practitioners with a simple tool to understand the dose-response relationship between external intensity measures and RPE. Moreover, in contrast to the present study, the discussed research [40, 43] is not focused on interpretability of the models used.

Quantifying inter-player differences in responses to external measures of intensity was one of the main objectives of this study (Figure 4). Group analysis revealed high-speed running distance per minute as the strongest predictor of RPE. This was the most important variable in predicting RPE for half of the players, with a relative importance of 61% in the global model (Figure 3). However, at individual level high-speed running, distance per minute accounted for 7 to 62% of the relative importance. Accelerations per minute and impact per minute were the most important variables in prediction of RPE for four players, with a relative importance of 21 and 12% respectively. In contrast, metres covered per minute with the relative importance of 5% was the most important variable for only one player, and individual level relative importance values ranged from 7 to 51%. The obtained results and high variability of importance of the external measures of training intensity confirm that internal training load is a combination of applied external load and several factors, such as individual characteristics of the player, which may modulate the player response [6]. The significance of the individual characteristics and supplementary variables in quantifying internal load has been demonstrated by Geurkink *et al.* [40]. As indicators in the prediction of RPE, players' individual characteristics (physiological and personal) and supplementary variables accounted for 4.5% and 33% of the total normalized importance respectively [40]. Therefore, the same external training load may result in a completely different internal load.

In line with our observations in the context of the importance of high-speed running, results from a systematic review with meta-analysis [44] clearly demonstrates the importance of high-speed running in changes in post-game fatigue-related markers in soccer. Distance covered above 5.5 m/s (19.8 km/h, HSR in present study), as the only monitoring variable, was highly correlated with both biochemical and neuromuscular markers. Each 100 m of distance running above 5.5 m/s increased by 30% activity of creatine kinase, an objective marker of internal training load [44]. Our findings demonstrate that high-speed running distance per minute is the strongest predictor of RPE at the group level. These findings are confirmed by a number of previous studies that have emphasized the relationship between high-speed running and both RPE and session-RPE (sRPE), calculated by multiplying training duration (minutes) by the RPE. A moderate correlation was reported between high-speed running distance and RPE ($r = 0.30$) in rugby league training, although a different threshold was used in that study (> 15 km/h) [9]. In

soccer, Casamichana *et al.* reported a strong correlation ($r = 0.64$, $p < 0.01$) between frequency of efforts at high speed (≥ 18 km/h) and sRPE training load [21] and Scott *et al.* [24] reported a moderate correlation ($r = 0.43$, $p < .05$) between very high-speed (> 19.8 km/h) running distance and sRPE training load. These two studies showed the overall relationships between external and internal training load by the use of sRPE training load where training duration is a component of this measure. A small, within-individual correlation ($r = 0.255$, $p < .001$) was found between high-speed running distance per minute (> 14.4 km/h) and RPE by Gaudino *et al.* [22]. These observations underlined the importance of high-speed running in the context of perceived exertion.

The main limitations of the current study are associated with the individual characteristics of the player (e.g. level of physical fitness) and its possible influence on internal load. The relatively small number of training observations is the second limitation. In addition, the present study was unable to quantify the influence of player self-reported measures, such as sleep quality, fatigue, stress and delayed-onset muscle soreness (DOMS).

PRACTICAL IMPLICATIONS

Our results demonstrated that high-speed running distance per minute is the strongest predictor of RPE at the group level. For this reason, practitioners should be aware of the importance of HSR volume and intensity management. Skilful management of HSR volume and intensity will help avoid undesired fatigue during tapering days in a microcycle (e.g. one or two days before the match [MD-1, MD-2]), as well as negative training effects (e.g. injury) in the long term.

Knowledge about the strongest predictors (external intensity measures) of RPE at an individual level will allow practitioners to prescribe training sessions to replicate competition exertion (e.g. during MD+1) or avoid undesired fatigue during return to play processes.

This novel method for prediction of RPE can be useful for stakeholders (e.g. coaches) because of the possibility of visualization – and hence interpretability – without the need for advanced statistical knowledge. This method can be used to prescribe daily training loads on the basis of predicted, desired players' responses (exertion).

CONCLUSIONS

These findings provide further evidence on knowledge about inter-player differences in responses to external load. This is particularly important in enhancing training prescription and athlete monitoring. Furthermore, knowledge about individual relationships between external measures of training intensity helps practitioners to achieve desired training outcomes during both training on a daily basis and return to play processes. Inter-player differences in responses to external load might be an explanation for mismatches between coaches' intended and players' perceived exertion.

Conflict of Interest

The authors declare that they have no competing interests.

REFERENCES

1. Thorpe RT, Atkinson G, Drust B, Gregson W. Monitoring Fatigue Status in Elite Team-Sport Athletes: Implications for Practice. *Int J Sports Physiol Perform.* 2017;12(s2):S2-27-S2-34.
2. Gallo T, Cormack S, Gabbett T, Williams M, Lorenzen C. Characteristics impacting on session rating of perceived exertion training load in Australian footballers. *J Sports Sci.* 2015; 33(5):467-75.
3. Gabbett TJ, Whyte DG, Hartwig TB, Wescombe H, Naughton GA. The Relationship Between Workloads, Physical Performance, Injury and Illness in Adolescent Male Football Players. *Sports Med.* 2014;44(7):989-1003.
4. Rogalski B, Dawson B, Heasman J, Gabbett TJ. Training and game loads and injury risk in elite Australian footballers. *J Sci Med Sport.* 2013;16(6):499-503.
5. Halson SL. Monitoring Training Load to Understand Fatigue in Athletes. *Sports Med.* 2014;44(S2):139-47.
6. Impellizzeri FM, Rampinini E, Marcora SM. Physiological assessment of aerobic training in soccer. *J Sports Sci.* 2005;23(6):583-92.
7. Wallace LK, Slattery KM, Coutts AJ. The Ecological Validity and Application of the Session-RPE Method for Quantifying Training Loads in Swimming. *J Strength Cond Res.* 2009;23(1):33-8.
8. Bangsbo J, Mohr M, Krstrup P. Physical and metabolic demands of training and match-play in the elite football player. *J Sports Sci.* 2006;24(7):665-74.
9. Lovell TWJ, Sirocic AC, Impellizzeri FM, Coutts AJ. Factors Affecting Perception of Effort (Session Rating of Perceived Exertion) During Rugby League Training. *Int J Sports Physiol Perform.* 2013;8(1):62-9.
10. Brink MS, Kersten AW, Frencken WGP. Understanding the mismatch between coaches' and players' perceptions of exertion. *Int J Sports Physiol Perform.* 2017;12(4):562-8.
11. Varley MC, Fairweather IH, Aughey RJ. Validity and reliability of GPS for measuring instantaneous velocity during acceleration, deceleration, and constant motion. *J Sports Sci.* 2012; 30(2):121-7.
12. Burgess DJ. The Research Doesn't Always Apply: Practical Solutions to Evidence-Based Training-Load Monitoring in Elite Team Sports. *Int J Sports Physiol Perform.* 2017;12(s2):S2-136-S2-141.
13. Akenhead R, Nassis GP. Training load and player monitoring in high-level football: current practice and perceptions. *Int J Sports Physiol Perform.* 2016; 11(5):587-93.
14. Foster C, Florhaug JA, Franklin J, Gottschall L, Hrovatin LA, Parker S, et al. A New Approach to Monitoring Exercise Training. *J Strength Cond Res.* 2001; 15(1):109-15.
15. Borg GAV. Psychophysical bases of perceived exertion. *Med Sci Sports Exerc.* 1982;14(5):377-381.
16. Coutts AJ, Rampinini E, Marcora SM, Castagna C, Impellizzeri FM. Heart rate and blood lactate correlates of perceived exertion during small-sided soccer games. *J Sci Med Sport.* 2009; 12(1):79-84.
17. Lupo C, Capranica L, Cortis C, Guidotti F, Bianco A, Tessitore A. Session-RPE for quantifying load of different youth taekwondo training sessions. *J Sports Med Phys Fitness.* 2017;57(3):189-94.
18. Chen MJ, Fan X, Moe ST. Criterion-related validity of the Borg ratings of perceived exertion scale in healthy individuals: a meta-analysis. *J Sports Sci.* 2002; 20(11):873-99.
19. Akubat I, Barrett S, Abt G. Integrating the Internal and External Training Loads in Soccer. *Int J Sports Physiol Perform.* 2014;9(3):457-62.
20. Bourdon PC, Cardinale M, Murray A, Gastin P, Kellmann M, Varley MC, et al. Monitoring Athlete Training Loads: Consensus Statement. *Int J Sports Physiol Perform.* 2017; 12(s2):S2-161-S2-170.
21. Casamichana D, Castellano J, Calleja-Gonzalez J, San Román J, Castagna C. Relationship Between Indicators of Training Load in Soccer Players. *J Strength Cond Res.* 2013; 27(2):369-74.
22. Gaudino P, Iaia FM, Strudwick AJ, Hawkins RD, Alberti G, Atkinson G, et al. Factors Influencing Perception of Effort (Session Rating of Perceived Exertion) during Elite Soccer Training. *Int J Sports Physiol Perform.* 2015;10(7):860-4.
23. Pustina A, Sato K, Liu C, A. Kavanaugh A, L. Sams M, Liu J, et al. Establishing a duration standard for the calculation of session rating of perceived exertion in NCAA division I men's soccer. *Journal of Trainology.* 2017;6(1):26-30.
24. Scott BR, Lockie RG, Knight TJ, Clark AC, Janse de Jonge XAK. A Comparison of Methods to Quantify the In-Season Training Load of Professional Soccer Players. *Int J Sports Physiol Perform.* 2013;8(2):195-202.
25. Bartlett JD, O'Connor F, Pitchford N, Torres-Ronda L, Robertson SJ. Relationships Between Internal and External Training Load in Team-Sport Athletes: Evidence for an Individualized Approach. *Int J Sports Physiol Perform.* 2017;12(2):230-4.
26. Raya-González J, Nakamura FY, Castillo D, Yanci J, Fanchini M. Determining the relationship between internal load markers and noncontact injuries in young elite soccer players. *Int J Sports Physiol Perform.* 2019; 14(4):421-5.
27. Scott MTU, Scott TJ, Kelly VG. The Validity and Reliability of Global Positioning Systems in Team Sport: A Brief Review. *J Strength Cond Res.* 2016;30(5):1470-90.
28. Buchheit M, Haddad HA, Simpson BM, Palazzi D, Bourdon PC, Salvo VD, et al. Monitoring Accelerations With GPS in Football: Time to Slow Down? *Int J Sports Physiol Perform.* 2014; 9(3):442-5.
29. Malone JJ, Di Michele R, Morgans R, Burgess D, Morton JR, Drust B. Seasonal Training-Load Quantification in Elite English Premier League Soccer Players. *Int J Sports Physiol Perform.* 2015; 10(4):489-97.
30. Martin-Garcia A, Castellano J, Diaz AG, Cos F, Casamichana D. Positional demands for various-sided games with goalkeepers according to the most demanding passages of match play in football. *Biol Sport.* 2019; 36(2):171-80.
31. Martín-García A, Casamichana D, Díaz AG, Cos F, Gabbett TJ. Positional Differences in the Most Demanding Passages of Play in Football Competition. *J Sports Sci Med.* 2018;17(4):563-70.
32. Boyd LJ, Ball K, Aughey RJ. The Reliability of Minimax Accelerometers for Measuring Physical Activity in Australian Football. *Int J Sports Physiol Perform.* 2011;6(3):311-21.
33. Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The Elements of Statistical Learning. New York: Springer; 2009.
34. Podgorelec V, Kokol P, Stiglic B, Rozman I. Decision trees: an overview and their use in medicine. *J Med Syst.* 2002;26(5):445-63.
35. Jeon M, De Boeck P. A generalized item response tree model for psychological assessments. *Behav Res Methods.* 2016;48(3):1070-85.
36. Breiman L. Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statist Sci.* 2001; 16(3):199-231.
37. Breiman L, Friedman JH, Olshen RA, Stone CJ. Classification And Regression Trees. 1st ed. Routledge; 2017.
38. Wasserman L. All of nonparametric statistics. New York: Springer; 2006.
39. Lacomme M, Simpson B, Broad N, Buchheit M. Monitoring Players' Readiness Using Predicted Heart-Rate Responses to Soccer Drills. *Int J Sports Physiol Perform.* 2018; 13(10):1273-80.
40. Geurkink Y, Vandewiele G, Lievens M, de Turck F, Ongenae F, Matthys SPJ, et al. Modeling the prediction of the session rating of perceived exertion in soccer: unraveling the puzzle of predictive

- indicators. *Int J Sports Physiol Perform.* 2019;14(6):841–6.
41. Jaspers A, De Beéck TO, Brink MS, Frencken WGR, Staes F, Davis JJ, et al. Relationships Between the External and Internal Training Load in Professional Soccer: What Can We Learn From Machine Learning? *Int J Sports Physiol Perform.* 2018; 13(5):625–30.
 42. Lacombe M, Simpson B, Buchheit M. Monitoring training status with player-tracking technology: Still on the Road to Rome. *Aspetar Sports Medicine Journal.* 2018;7:54–66.
 43. Rossi A, Perri E, Pappalardo L, Cintia P, Iaia F. Relationship between external and internal workloads in elite soccer players: comparison between rate of perceived exertion and training load. *Appl Sci.* 2019; 9(23):5174.
 44. Hader K, Rumpf MC, Hertzog M, Kilduff LP, Girard O, Silva JR. Monitoring the Athlete Match Response: Can External Load Variables Predict Post-match Acute and Residual Fatigue in Soccer? A Systematic Review with Meta-analysis. *Sports Med – Open.* 2019;5(1):48.

Within-Subject Principal Component Analysis of External Training Load and Intensity Measures in Youth Soccer Training

Jakub Marynowicz,^{1,2} Mateusz Lango,³ Damian Horna,³ Karol Kikut,² Marek Konefał,⁴ Paweł Chmura,⁵ and Marcin Andrzejewski⁶

¹Department of Theory and Methodology of Team Sport Games, Poznań University of Physical Education, Poznań, Poland; ²KKS Lech Poznań S.A.—Football Club, Poznań, Poland; ³Institute of Computer Science, Poznań University of Technology, Poznań, Poland;

⁴Department of Biological and Motor Sport Bases, Wrocław University of Health and Sport Sciences, Wrocław, Poland; ⁵Department of Team Games, Wrocław University of Health and Sport Sciences, Wrocław, Poland; and ⁶Department of Methodology of Recreation, Poznań University of Physical Education, Poznań, Poland

Abstract

Marynowicz, J., Lango, M., Horna, D., Kikut, K., Konefał, M., Chmura, P., and Andrzejewski, M. Within-participant principal component analysis of external training load and intensity measures in youth soccer training. *J Strength Cond Res* 37(12): 2411–2416, 2023—The aim of this study was to identify which combination of external training load (EL) and external intensity (EI) metrics during youth soccer training sessions captured similar or unique information. Data were collected from 18 youth soccer players during an 18-week in-season competition period using a 10-Hz global positioning system, rating of perceived exertion (RPE), and session-RPE (sRPE). External training load measures included total distance (TD, in meters), PlayerLoad (PL, in arbitrary units), high-speed running distance (HSR, in meters), and number of accelerations (ACC, n). All EL metrics were also divided by session duration (minutes) to obtain EI values. A total of 804 training observations were undertaken (43 ± 17 sessions per player). The analysis was performed by use of the principal component analysis technique. The first principal component (PC) captured 49–70% and 68–89% of the total variance in EI and EL, respectively. The findings show that from the 5 EI metrics, most of the information can be explained by either TD per minute or PL per minute, with a loading from 0.87 to 0.98 and from 0.76 to 0.95, respectively. The majority of EL information can be explained by PL (loading: 0.93–0.98), TD (loading: 0.95–0.99), ACC (loading: 0.71–0.91), or sRPE (loading: 0.70–0.93). The second PC for EL metrics is most strongly correlated with HSR, with loadings from 0.53 to 0.84. The results suggest that the majority of the information contained in the EL variables can be captured in 1 PC without losing much information. The findings suggest that stakeholders who intend to provide a fast and holistic view of EL information in a daily training environment should report TD, PL, ACC, or sRPE plus HSR to coaching staff as a metrics that provides additional unique information.

Key Words: training load, GPS, RPE, training monitoring

Introduction

Training load, which is a combination of training volume and intensity in the training system (10), is the input variable that is delivered and subsequently manipulated by coaches to achieve a desired training response (8). Appropriate workload monitoring helps the management board to evaluate whether athletes are adapting to training loads and, in a broader perspective, understand the effects of training loads on the athlete. Beyond enhancing athletic performance, these activities aim at reducing the risk of nonfunctional overreaching, illness, and injury (14).

Depending on its nature (occurring externally or internally to the athlete), training load can be categorized into 2 constructs: external load and internal load (18). There are a number of measures that can be used to monitor training load in soccer both in terms of external load and internal load. External load refers to work completed by the players, and measurement of it in team sports typically involves time-motion analysis. By contrast, internal load relates to individual psychophysiological responses to

an external load and can be quantified by perception of effort or heart rate (14).

The development of microtechnology, as evidenced in the integration of Global Navigation Satellite Systems with micro electrical mechanical systems, creates the possibility for the monitoring of players' training and match loads (21). New technologies for real-time tracking of external and internal load variables provide a large amount of data, creating a challenge for stakeholders to select the variables that explain the variance in collected data (30). Sports clubs employ specialized staff, whose purpose is to collect, analyze, and interpret training load data to provide useful feedback on a daily basis (1).

Previous studies have described in detail the training load monitoring practices in high-level soccer (1,17,37). The survey carried out by Akenhead and Nassis (1), where practitioners were asked about their perceived barriers to effective training-load-monitoring, reported limited human resources as the greatest barrier. The extent of load monitoring practices implementation may be subject to club's financial resources and competition standard (2). In low-level clubs, the obligations regarding training load monitoring may belong to single staff members, possibly limiting effective usage of data analysis (17). Reducing the volume of training load data is therefore

Address correspondence to Jakub Marynowicz, marynowicz@awf.poznan.pl.

Journal of Strength and Conditioning Research 37(12):2411–2416

© 2023 National Strength and Conditioning Association

2411

Copyright © 2023 National Strength and Conditioning Association. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

of great importance for a practitioner in making better data-informed decisions (29). Nevertheless, we do know that selecting key variables that inform decision making and enable visualization or presenting data in a simplistic way are important steps in developing a robust athlete monitoring system (33).

One way to select key indicators in sports and therefore avoid the presentation of redundant information is to use principal component analysis (PCA) (27). Principal component analysis as a dimensionality reduction technique has been used in different sports, including rugby, soccer, and basketball (31). In soccer, PCA in the context of training and match loads has been used, *inter alia*, to quantify relationships between external and internal training load (24,25) and to reduce the number of external intensity (EI) training load metrics in different training game formats and official matches (6).

Previous research has shown that practitioners record—and subsequently report to coaches—multiple variables. Considering that each variable can be expressed both in absolute and in relative terms, the complexity of reported data is rather high and quite difficult to handle (1). Nevertheless, a meta-analysis across team sports (26) found strong relationships between different training load measures, suggesting that different training load measures explain similar information (36). Using PCA techniques, Weaving et al. (36) reported that the majority of training load information for rugby union players can be explained by either session-RPE (sRPE), total distance (TD), or PlayerLoad (PL). Consequently, practitioners working in professional rugby union could consider reporting TD, PL, or sRPE plus high-speed distance as metrics that provide additional unique information, concisely reflecting training load during skills training.

The aim of the current study was to identify—via PCA—which combination of external training load (EL) and intensity metrics during youth soccer training sessions capture similar or unique information on EL and intensity, respectively.

Methods

Experimental Approach to the Problem

Data were collected during field training sessions for 18 weeks during the 2018–2019 in-season competition period. All training sessions were performed on the same natural grass surface and during the same part of the day. For the purpose of the study, only field-based soccer sessions with warm-ups performed on the field were analyzed. Only data from microcycles that contained 1 game were included in the analysis. Individual rehabilitation, individual fitness sessions, and sessions with recovery as the main goal taking place in the days succeeding a match (*i.e.*, MD + 1/MD + 2) were excluded from the analysis. In total, 804 recordings were collected with a mean of 43 ± 17 sessions per player.

Subjects

Data were collected from 18 youth soccer players (mean and standard deviation [SD]: age 17.81 ± 0.96 years, range 16–19 years, height 179.47 ± 4.77 cm, and body mass 70.94 ± 4.72 kg) belonging to the same Polish soccer academy and competing in the domestic youth soccer league at the highest under-19 level. The data were obtained from daily player monitoring and included only outfield players. Goalkeepers were not included in the study. Before taking part in the study, all the players and their parents or guardians were fully informed about the research procedures, and written informed consent was collected. The study was conducted

in accordance with the Declaration of Helsinki. Ethical approval was granted by the Health Research Ethics Committee Poznan University of Medical Sciences, where the research was conducted.

Procedures

The players' physical demands were monitored during each training session using nondifferential 10-Hz global positioning system (GPS), integrated with a 400-Hz Triaxial Accelerometer and a 10-Hz Triaxial Magnetometer (PLAYERTEK; Catapult Innovations, Melbourne, Australia), which has previously been used in research conducted in soccer (4,20). The following external load metrics were analyzed: TD (in meters), PL (in arbitrary units [AU]), high-speed running distance (HSR, distance above $19.8 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$, in meters), and accelerations (ACC, above $2 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$, n). All EL metrics were also divided by session duration (in minutes) to obtain the intensity values per minute. Metrics included in the analysis are common GPS metrics used in professional soccer (1) and are a combination of locomotor-related variables (distance, distances covered in different velocity zones, change of speed), and inertial sensors or accelerometers metrics, which corresponds to 3 distinct levels of tracking variables (3).

A modified Borg CR-10 scale (10) was applied to assess the intensity of training sessions. Each player's rating of perceived exertion (RPE) was collected in isolation ~20 minutes after each training session. The RPE was derived by asking each player "How hard was your session?" with 1 being very, very easy and 10 being maximal exertion. Subsequently, RPE score was multiplied by session duration (minutes) to obtain the sRPE training load (10). All players were fully familiarized with the use of the scale before the beginning of the study.

The variables mentioned above were assigned to 2 groups: EL (TD, PL, HSR, ACC, and sRPE) and EI measures (TD per minute, PL per minute, HSR per minute, ACC per minute, and RPE). Despite its internal nature, RPE was incorporated into the EI measures group as a variable for measuring exercise intensity (15).

Statistical Analyses

The analysis was performed by the PCA technique, which transforms data from the original and most probably correlated multivariate space to an uncorrelated multivariate space that retains all the information enclosed in the dataset. These new, uncorrelated variables, known as principal components (PCs), are constructed as linear combinations of original variables and are sorted according to the amount of explained information. For instance, the first PC is a single variable that captures the most of the data variance; the second PC is a variable explaining the most of the remaining variance (*i.e.*, not explained by the first PC), etc. The contribution of each original variable to the PC is measured with PC loading. The absolute value of PC loading exceeding 0.7 threshold value is treated as an indicator of a strong relationship with the original variable.

After related works (36), PCA was performed separately on previously normalized data for each individual. The normalization was performed with the standard Z-score transform. The number of PCs selected for further analysis was chosen according to the multi-faceted approach recommended by Hair et al. (13), consisting of examining scree plots and R^2 coefficients. All the computations were performed in R statistical computing software (19,28).

Results

The mean number of sessions recorded per player was 43 ± 17 and the mean duration of a training session was 68 ± 15 minutes. The mean ($\pm SD$) load recorded during training sessions for sRPE, TD, PL, HSR and ACC was 328 ± 185 AU, $4,977 \pm 1,665$ m, 263 ± 82 AU, 225 ± 297 m, and 159 ± 57 n, respectively. The mean ($\pm SD$) EI measures, expressed as per minute, recorded during training sessions for RPE, TD, PL, HSR, and ACC was 4.6 ± 1.9 AU, 71.7 ± 14.6 m, 3.8 ± 0.8 AU, 3 ± 3.8 m, and 2.3 ± 0.6 n, respectively.

The first PC explains 49–70% of the total variance ($59.5 \pm 5.7\%$) in the 5 EI measures for each player. The second PC provides 15–27% of additional information (variance) contained in the EI measures for each player ($20.7 \pm 3\%$). The third component contains a further 8–20% of data variance ($13.4 \pm 3.3\%$). The variance explained in the fourth and fifth PC range from 2 to 11% ($5.1 \pm 2.2\%$) and from 1 to 4% of total data variance ($1.1 \pm 0.8\%$), respectively, with a median of 5.2 and 1.1%.

The findings reveal that from the 5 EI measures, most of the information can be explained by either TD per minute or PL per minute. Recall that the first PC contains 49–70% of the variance and the loadings of these 2 variables to the first PC are from 0.87 to 0.98 and from 0.76 to 0.95, respectively. The loading of the popular RPE factor was from 0.41 to 0.77, with only for 4 players being above the 0.7 threshold. With the remaining 4 PCs, none of the variables is strongly correlated across all the players.

Figure 1 shows a box plot presenting aggregated scree plots used for the selection of the meaningful number of components in PCA for each player. Basing on a multifaceted approach to extracting meaningful PCs (12), the first 3 components were retained for interpretation. Figure 2 highlights the PC loadings for each of the 5 original variables and 18 participants for the first (Figure 2A) and the second (Figure 2B) PC.

Performing a similar analysis for training load measures, it can be observed that the first PC explains most of the variance

(68–89%). The second PC contains 7–19% of the variance, and the third PC contains 2 to 11%, whereas the last 2 PCs contain less than 7% of the variance. Again, the first component loadings indicate that the majority of training load information can be explained by either PL (0.93–0.98) or TD (0.95–0.99). Other variables except HSR are also well correlated: ACC from 0.71 to 0.91 and sRPE from 0.70 to 0.93. The second PC is most strongly correlated with HSR, the loadings of which are from 0.53 to 0.84.

Figure 3 presents a box plot of the percentages of explained variance by each factor, aggregated over all players. Following our earlier methodology, the first 2 components were retained for interpretation. Figure 4A, B show the PC loadings for each variable and participants for the 2 selected PCs.

Discussion

The main purpose of this study was to identify, via PCA, which combination of EL and intensity metrics capture similar or unique information of the EL and intensity in youth soccer training. The present investigation is the first to conduct PCA separately for load and intensity measures. The process of identifying EL and intensity metrics that capture similar or unique information is intended to help to convey complex information to coaches and other stakeholders (35).

The key finding of the study was that the first PC captured 49 to 70% and 68 to 89% of the total information provided by 5 EI and load measures for each players, respectively. The second PC provides 15–27% and 7–19% of the variance contained in the EI and load measures, respectively. These results suggest that the majority of the information contained in the analyzed training load variables can be captured in 1 PC without losing much information, especially for external load measures. Moreover, the greatest amount of the information contained in the analyzed data can be explained by either TD or PL, both for external load and intensity measures. Additionally, the findings further

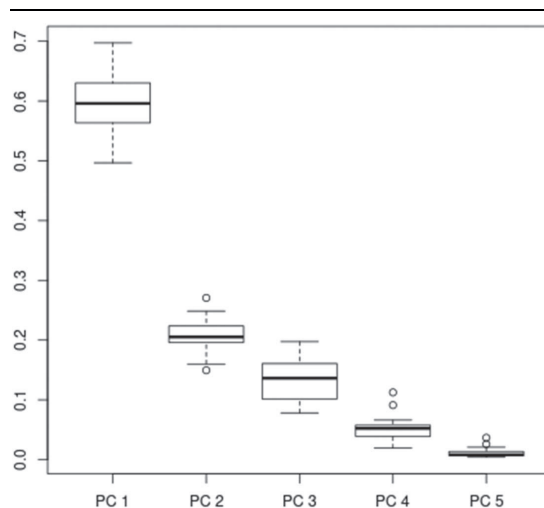


Figure 1. Box plot presenting aggregated scree plots used for the selection of the meaningful number of components in PCA for each player. PCA = principal component analysis. PC = principal component.

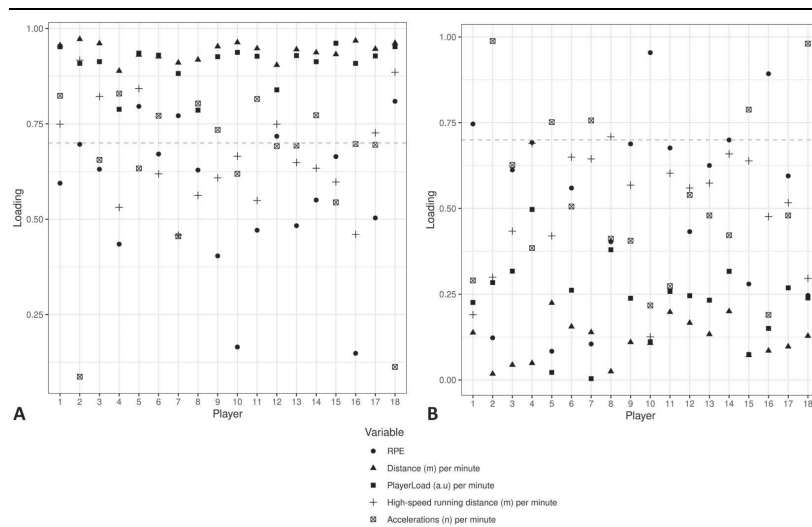


Figure 2. Principal component loadings for each of the 5 external intensity measures and 18 participants for the first (A) and the second (B) PC. PC = principal component; RPE = rating of perceived exertion.

demonstrate that HSR explained an additional proportion of variance and therefore provides unique information in the case of training load measures.

Our findings demonstrate the importance of TD and PL in the quantification of training load in youth soccer training. These findings are in accordance with previous research on soccer players (6,32,38). Scantlebury et al. (32) found that 2 PCs cumulatively explained 86% of variance in EL variables, whereas

TD, lower intensity running distance, and PL capture the greatest proportion of variance with the same component loadings on PC1. Similarly, in the case of the second study (38) aimed at identification of a structure with 3 PCAs summarizing 8 external and 2 internal intensity variables for different types of game formats, the first PC involved TD and PL. Through the use of PCA, Casamichana et al. (6) demonstrated that the majority of EI training load during training game formats and official matches

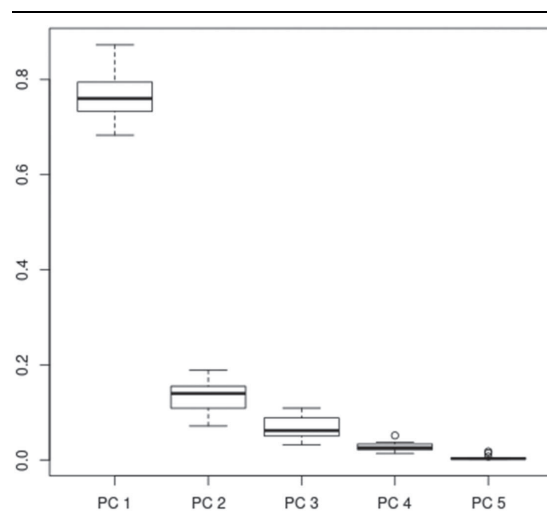


Figure 3. Box plot presenting aggregated scree plots used for the selection of the meaningful number of components in PCA for each player. PC = principal component; PCA = principal component analysis.

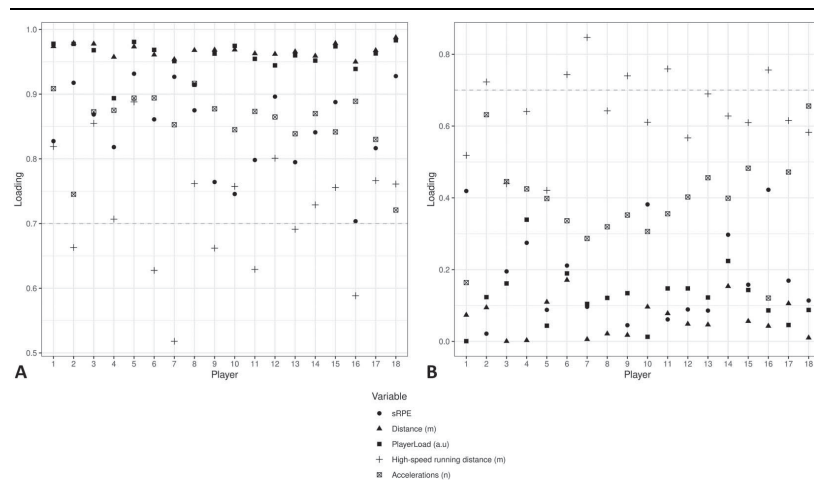


Figure 4. Principal component loadings for each of the 5 training load measures and 18 participants for the first (A) and the second (B) PC. PC = principal component; sRPE = session rating of perceived exertion.

can be explained by one of the following: TD, ACC, decelerations, average metabolic power, and high metabolic load distance, with the TD loading of 0.85–0.91. Total distance is one of the most common variables used to quantify load both during training and competitive matches in high-level soccer (1). Furthermore, TD is also the variable that is the most strongly associated with internal load and intensity indicators during team-sport training and competition (26), which highlights the importance of TD as a key load indicator in professional soccer.

The results of the study reported that the greatest amount of the information contained in the analyzed data can be explained by either TD or PL, both for external load and intensity measures. In the present study, the loading of TD and PL for component 1 was 0.87–0.98 and 0.76–0.95, respectively, for EI measures. The highest loadings of PL (0.93–0.98) and TD (0.95–0.99) for component 1 were also observed for external load measures. Similarly, in the study aims to reduce EL measures for different sport at youth level, component loadings on PC1 for soccer were the same for TD, PL, and low-intensity running (32). This outcome is the result of large to very large relationships between PL and the indicator of external load, and especially TD (5,32).

The obtained results demonstrate large loadings of ACC (0.71–0.91) and sRPE (0.70–0.93) for component 1 for external load measures. These observations support earlier research that underlined the importance of sRPE as a global measure of training load in youth soccer players (22). Previous studies in soccer players have reported a strong correlation between the sRPE and objective external load measures, which indicates that sRPE can be successfully used as a training monitoring tool by practitioners with limited resources (7,22). In addition, it is worth remembering that sRPE can be collected for other modes of training such as resistance training and therefore allows the monitoring of cumulative load and change in load over the course of time (36). Conversely, loading of RPE for component 1 was 0.41–0.77 for EI measures; moreover, only 4 players were above the 0.7 threshold. Previous research has shown small-to-moderate within-individual correlations between RPE and the EI measures during youth soccer training (22) and generally

weaker relationships between RPE and EI measures compared with relationships between sRPE and external load measures (11,24). These findings demonstrating that RPE is not an appropriate measure to capture the variance of external training intensity. The first PC accounted for 49–70% of the variance in the 5 EI measures for each player. In contrast, for training load measures, the first PC accounted for 68–89% of the variance. These results support earlier assumptions that perception of training intensity is multifactorial (11) and simultaneously highlight the problem related to calculation of training intensity (34).

Interestingly, the results from this study show that the second PC most strongly correlated with the HSR, the loadings of which are from 0.53 to 0.84. Therefore, HSR captured additional 7–19% of the variance for training load. These results are in line with previous research findings reporting HSR as a measure that captures unique additional variance and possesses a well-defined relationship with the second PC for each player among professional rugby union players (36). Our results are also in line with previous research on youth soccer players. Maughan et al. (24) found that HSR ($19.8\text{--}24.98\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$) was one of the measures with the highest loadings for component 2 on days where 2 PCs were identified. A number of previous studies have emphasized the importance of HSR in dose-response relationship. High-speed running distance was the most important variable in predicting RPE for half of the youth soccer players in a group analysis (23) and the only measure that highly correlated with postmatch changes in biochemical and neuromuscular markers (12).

The main limitation of this study is associated with the EL and intensity variables selected for analysis. Despite the fact that the variables used in the present study correspond to 3 distinct levels of tracking variables (3), practitioners should consider the use of their own set of variables to reproduce analysis. The lack of objective internal load measure (e.g., heart rate) among the analyzed variables is a second limitation. Finally, the relatively small number of training observations can be considered as a third limitation.

Adopting “fast” and “slow” methods of working (9) in managing of the training process requires stakeholders to provide

feedback on a daily basis and make immediate data-informed decisions, which is an example of “fast” approach. Taking into account the volume of available data, selection of key variables without losing unique information, and a reduction in the number of variables becomes the foundation for effective data description (descriptive analytics) in the management of training processes (16). The findings of the current study demonstrate that variance in training load and intensity data can be reduced by using PCA. However, despite the fact that the first PC captured a large proportion of variance in both EL and intensity measures, the use of a single measure is not sufficient and could potentially lead to underestimate training dose.

Practical Applications

The results suggest that the majority of the information contained in training load variables can be captured in 1 PC without losing much information. Stakeholders liaising with coaching staff and those who want to provide a fast and holistic view of EL information in a daily training environment should report TD, PL, ACC, or sRPE, plus HSR, as a metric that provides additional unique information. Moreover, in the case of EI measures, PL and TD per minute are the best measurements to condense the information provided by EI measures.

Acknowledgments

This work was not supported by a funding source.

References

- Akenhead R, Nassis GP. Training load and player monitoring in high-level football: Current practice and perceptions. *Int J Sports Physiol Perform* 11: 587–593, 2016.
- Bourdon PC, Cardinale M, Murray A, et al. Monitoring athlete training loads: Consensus statement. *Int J Sports Physiol Perform* 12: S2–S161, 2017.
- Buchheit M, Simpson BM. Player-tracking technology: Half-full or half-empty glass? *Int J Sports Physiol Perform* 12: S2–S35, 2017.
- Callanan D, Rankin P, Fitzpatrick P. An analysis of the game movement demands of women's interprovincial rugby union. *J Strength Cond Res* 35: S20–S25, 2021.
- Casamichana D, Castellano J, Calleja-Gonzalez J, San Román J, Castagna C. Relationship between indicators of training load in soccer players. *J Strength Cond Res* 27: 369–374, 2013.
- Casamichana D, Castellano J, Gómez Díaz A, Martín-García A. Looking for complementary intensity variables in different training games in football. *J Strength Cond Res* 2019. Online ahead of print.
- Coppus TA, Anderson T, Hurley E, Gill DL, Brown PK. The practical utility of objective training load indices in Division I college soccer players. *J Strength Cond Res* 36: 1026–1030, 2022.
- Coutts A, Kempton T, Crowcroft S. Developing athlete monitoring systems: Theoretical basis and practical applications. In: *Sport, Recovery and Performance: Interdisciplinary Insights*. Kellmann M, Beckmann J, eds. London, United Kingdom: Routledge, 2018. pp. 19–32.
- Coutts AJ. Working fast and working slow: The benefits of embedding research in high-performance sport. *Int J Sports Physiol Perform* 11: 1–2, 2016.
- Foster C, Florhaug JA, Franklin J, et al. A new approach to monitoring exercise training. *J Strength Cond Res* 15: 109–115, 2001.
- Gaudino P, Iaia FM, Strudwick AJ, et al. Factors influencing perception of effort (session rating of perceived exertion) during elite soccer training. *Int J Sports Physiol Perform* 10: 860–864, 2015.
- Hader K, Rumpf MC, Hertzog M, et al. Monitoring the athlete match response: Can external load variables predict post-match acute and residual fatigue in soccer? A systematic review with meta-analysis. *Sports Med Open* 5: 48, 2019.
- Hair JF. *Multivariate Data Analysis: A Global Perspective* (7th ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Education, 2010.
- Halsom SL. Monitoring training load to understand fatigue in athletes. *Sports Med* 44: 139–147, 2014.
- Herman L, Foster C, Maher M, Mikat R, Porcari J. Validity and reliability of the session RPE method for monitoring exercise training intensity. *S Afr J Sports Med* 18: 14, 2006.
- Houtmeyers KC, Jaspers A, Figueiredo P. Managing the training process in elite sports: From descriptive to prescriptive data analytics. *Int J Sports Physiol Perform* 16: 1719–1723, 2021.
- Houtmeyers KC, Vanrenterghem J, Jaspers A, et al. Load monitoring practice in European elite football and the impact of club culture and financial resources. *Front Sports Act Living* 3: 679824, 2021.
- Impellizzeri FM, Marcora SM, Coutts AJ. Internal and external training load: 15 years on. *Int J Sports Physiol Perform* 14: 270–273, 2019.
- Kassambara A, Mundt F. Factoextra: Extract and visualize the results of multivariate data analyses. R package version. 1: 337–354, 2017. Available at: <http://ftp.udc.es/CRAN/web/packages/factoextra/index.html>. Accessed February 8, 2022.
- Lorenzo-Martínez M, de Dios-Álvarez VM, Padrón-Cabo A, Costa PB, Rey E. Effects of score-line on internal and external load in soccer small-sided games. *Int J Perform Anal Sport* 20: 231–239, 2020.
- Malone JJ, Lovell R, Varley MC, Coutts AJ. Unpacking the black box: Applications and considerations for using GPS devices in sport. *Int J Sports Physiol Perform* 12: S218–S226, 2017.
- Marynowicz J, Kikut K, Lango M, Horna D, Andrzejewski M. Relationship between the session-RPE and external measures of training load in youth soccer training. *J Strength Cond Res* 34: 2800–2804, 2020.
- Marynowicz J, Lango M, Horna D, Kikut K, Andrzejewski M. Predicting ratings of perceived exertion in youth soccer using decision tree models. *Biol Sport* 39: 245–252, 2022.
- Maughan P, Swinton P, MacFarlane N. Relationships between training load variables in professional youth football players. *Int J Sports Med* 42: 624–629, 2021.
- Maughan PC, MacFarlane NG, Swinton PA. Relationship between subjective and external training load variables in youth soccer players. *Int J Sports Physiol Perform* 16: 1127–1133, 2021.
- McLaren SJ, Macpherson TW, Coutts AJ, et al. The relationships between internal and external measures of training load and intensity in team sports: A meta-analysis. *Sports Med* 48: 641–658, 2018.
- O'Donoghue P. Principal components analysis in the selection of key performance indicators in sport. *Int J Perform Anal Sport* 8: 145–155, 2008.
- R Core Team. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2021. Available at: <https://www.R-project.org/>. Accessed February 8, 2022.
- Robertson S, Bartlett JD, Gastin PB. Red, amber, or green? Athlete monitoring in team sport: The need for decision-support systems. *Int J Sports Physiol Perform* 12: S2–S73, 2017.
- Rojas-Valverde D, Gómez-Carmona CD, Gutiérrez-Vargas R, Pino-Ortega J. From big data mining to technical sport reports: The case of inertial measurement units. *BMJ Open Sport Exerc Med* 5: e000565, 2019.
- Rojas-Valverde D, Pino-Ortega J, Gómez-Carmona CD, Rico-González M. A systematic review of methods and criteria standard proposal for the use of principal component analysis in team's sports science. *Int J Environ Res Public Health* 17: 8712, 2020.
- Scantlebury S, Till K, Beggs C, et al. Achieving a desired training intensity through the prescription of external training load variables in youth sport: More pieces to the puzzle required. *J Sports Sci* 38: 1124–1131, 2020.
- Thornton HR, Delaney JA, Duthie GM, Dascombe BJ. Developing athlete monitoring systems in team sports: Data analysis and visualization. *Int J Sports Physiol Perform* 14: 698–705, 2019.
- Tierney P, Malone S, Delahunt E. High-speed running density: A new concept. *RTS* 33: 1–4, 2018.
- Weaving D, Beggs C, Dalton-Barron N, Jones B, Abt G. Visualizing the complexity of the athlete-monitoring cycle through principal-component analysis. *Int J Sports Physiol Perform* 14: 1304–1310, 2019.
- Weaving D, Dalton NE, Black C, et al. The same story or a unique novel? Within-participant principal-component analysis of measures of training load in professional rugby union skills training. *Int J Sports Physiol Perform* 13: 1175–1181, 2018.
- Weston M. Training load monitoring in elite English soccer: A comparison of practices and perceptions between coaches and practitioners. *Sci Med Footb* 2: 216–224, 2018.
- Zurutuza U, Castellano J, Echeazarra I, Guridi I, Casamichana D. Selecting training-load measures to explain variability in football training games. *Front Psychol* 10: 2897, 2019.