

RELAZIONE TRA CARICO DI ALLENAMENTO INTERNO ED ESTERNO DI ATLETI NEGLI SPORT DI SQUADRA: EVIDENZE PER UN APPROCCIO INDIVIDUALIZZATO

Jonathan D. Bartlett, Fergus O'Connor, Nathan Pitchford, Lorena Torres-Ronda, and Samuel J. Robertson

Traduzione non autorizzata di S. Vetri

ABSTRACT

Obiettivi. L'obiettivo di questo studio è stato quello di quantificare e prevedere le relazioni tra lo sforzo percepito (*Rate of Perceived Exertion, RPE*) e le variabili GPS del carico di allenamento (*Training Load, TL*) in giocatori di football australiano (*Australian Football, AF*), utilizzando un approccio di modellizzazione individuale e di gruppo.

Metodi. I dati relativi al *TL* (GPS e *RPE*) sono stati ottenuti in un periodo di 27 settimane analizzando 41 giocatori professionisti (AF). In questo periodo sono state analizzate 66 ± 13 sessioni per giocatore (range 39-89), per un totale di 2711 allenamenti osservati. È stata eseguita una complessa analisi statistica per determinare la capacità di predire lo sforzo percepito dalle diverse variabili di *TL* (per esempio: distanza totale della sessione, distanza percorsa ad alta velocità [HSR], HSR%, m/min) su base individuale e di gruppo.

Risultati. L'analisi statistica ha evidenziato che un approccio individualizzato risulta più accurato per la predizione dell'*RPE* rispetto ad un approccio di gruppo. Tutte le analisi statistiche hanno determinato che la distanza totale è la variabile che predice maggiormente i valori di *RPE*.

In 36 dei 41 giocatori la distanza totale era il dato più significativo mentre per la previsione dell'*RPE*. La distanza percorsa ad alta velocità risultava più indicativa in soli tre giocatori e la velocità media espressa in m/min è risultata rilevante in soli due casi.

Conclusioni. Questo studio dimostra che gli approcci di "*machine learning*" possono essere superiori alle tecniche tradizionali fino ad oggi utilizzate per predire la risposta dell'atleta al carico di allenamento somministrato. Questi approcci consentono un'ulteriore individualizzazione del monitoraggio del carico, portando ad una programmazione e valutazione dell'allenamento più accurate.

APPLICAZIONI PRATICHE

Questi dati sono importanti per gli allenatori in quanto forniscono evidenze su come ciascun atleta (all'interno della stessa squadra) abbia una percezione dello sforzo determinata da differenti parametri di carico esterno. Recenti analisi sono state effettuate per tentare di unificare il carico interno (*IL*) e il carico esterno (*EL*) in un'unica unità di misura in grado di descrivere una seduta di allenamento. Tuttavia, questo studio dimostra che dovrebbe essere eseguito su una base individuale per acquisire informazioni essenziali per ogni giocatore. Infatti, se in un giocatore la distanza totale percorsa può essere il dato che maggiormente determina il carico interno (*IL*), in un altro giocatore può essere la velocità media di corsa (m/min) o la distanza percorsa ad alta velocità. Ciò è particolarmente importante per la programmazione e per la valutazione dei dati riferiti alla seduta. Inoltre, le variabili di carico d'allenamento sono verosimilmente specifiche per lo sport e possono essere influenzate dalle dimensioni del campo, dimostrando che risulta complesso confrontare i vari sport.

CONCLUSIONI

Questo approccio è vantaggioso per l'organizzazione negli sport di squadra poiché ha la capacità di identificare le variabili del carico esterno (*EL*) che sono importanti per la session-RPE di ogni giocatore. Da un punto di vista pratico questo ha implicazioni per una programmazione più precisa e per la valutazione dell'allenamento. Considerando il vantaggio che dà il monitoraggio dell'allenamento al fine di ridurre il rischio di infortuni e massimizzare le prestazioni, si potranno effettuare valutazioni più precise e dettagliate per ogni singolo atleta.

Relationships Between Internal and External Training Load in Team-Sport Athletes: Evidence for an Individualized Approach

Jonathan D. Bartlett, Fergus O'Connor, Nathan Pitchford, Lorena Torres-Ronda, and Samuel J. Robertson

Purpose: The aim of this study was to quantify and predict relationships between rating of perceived exertion (RPE) and GPS training-load (TL) variables in professional Australian football (AF) players using group and individualized modeling approaches.

Methods: TL data (GPS and RPE) for 41 professional AF players were obtained over a period of 27 wk. A total of 2711 training observations were analyzed with a total of 66 ± 13 sessions/player (range 39–89). Separate generalized estimating equations (GEEs) and artificial-neural-network analyses (ANNs) were conducted to determine the ability to predict RPE from TL variables (ie, session distance, high-speed running [HSR], HSR %, m/min) on a group and individual basis. **Results:** Prediction error for the individualized ANN (root-mean-square error [RMSE] 1.24 ± 0.41) was lower than the group ANN (RMSE 1.42 ± 0.44), individualized GEE (RMSE 1.58 ± 0.41), and group GEE (RMSE 1.85 ± 0.49). Both the GEE and ANN models determined session distance as the most important predictor of RPE. Furthermore, importance plots generated from the ANN revealed session distance as most predictive of RPE in 36 of the 41 players, whereas HSR was predictive of RPE in just 3 players and m/min was predictive of RPE in just 2 players. **Conclusions:** This study demonstrates that machine learning approaches may outperform more traditional methodologies with respect to predicting athlete responses to TL. These approaches enable further individualization of load monitoring, leading to more accurate training prescription and evaluation.

PRATICAL APPLICATIONS

These data are important for practitioners as they provide the first evidence of between-athletes differences (within the same team) in load metrics important in determining an s-RPE. Recent attempts have been made to combine IL and EL to arrive at a single load metric defining a given session. However, this study shows that this should be performed on an individual basis to capture what is relevant for each player. Indeed, 1 player's total distance may be the most important descriptor of IL, and in another player, it may be m/min or HSR. This is particularly relevant for training prescription and evaluation. Moreover, training-load variables are likely specific to the sport and may be relative to the pitch-size dimensions, demonstrating that cross-sport comparisons are difficult.

CONCLUSION

This study is the first to adopt machine learning techniques in training-load monitoring in team sports. We conclude that this approach is beneficial in team-sport settings as it has capacity in identifying which EL variables are important to each individual player's s-RPE. From a practical standpoint this has implications for more precise training prescription and evaluation. Given the usefulness of training monitoring for reducing injury risk and maximizing performance, better-informed decisions can then be made for each individual athlete.

REFERENCES

1. Hulin BT, Gabbett TJ, Lawson DW, Caputi P, Sampson JA. The acute:chronic workload ratio predicts injury: high chronic workload may decrease injury risk in elite rugby league players. *Br J Sports Med*. 2016;50(4):231–236. PubMed doi:10.1136/bjsports-2015-095411
2. 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. PubMed doi:10.1016/j.jsams.2012.12.004
3. Colby MJ, Dawson B, Heasman J, Rogalski B, Gabbett TJ. Accelerometer and GPS-derived running loads and injury risk in elite Australian footballers. *J Strength Cond Res*. 2014;28(8):2244–2252. PubMed doi:10.1519/JSC.0000000000000362
4. 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. PubMed doi:10.1007/s40279-014-0179-5
5. Borresen J, Lambert MI. Quantifying training load: a comparison of subjective and objective methods. *Int J Sports Physiol Perform*. 2008;3(1):16–30. PubMed doi:10.1123/ijspp.3.1.16
6. Wallace LK, Slattery KM, Coutts AJ. A comparison of methods for quantifying training load: relationships between modelled and actual training responses. *Eur J Appl Physiol*. 2014;114(1):11–20. PubMed doi:10.1007/s00421-013-27451
7. 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*. 2015;10(7):860–864. PubMed doi:10.1123/ijspp.2014-0518
8. Lovell TW, Sirotic 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):62–69. PubMed doi:10.1123/ijspp.8.1.62
9. 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*. 2013;27(1):270–276. PubMed doi:10.1519/JSC.0b013e3182541d2e
10. Johnston RJ, Watsford ML, Kelly SJ, Pine MJ, Spurrs RW. Validity and interunit reliability of 10 Hz and 15 Hz GPS units for assessing athlete movement demands. *J Strength Cond Res*. 2014;28(6):1649–1655. PubMed doi:10.1519/JSC.0000000000000323
11. Casamichana D, Castellano J, Calleja-Gonzalez J, San Roman J, Castagna C. Relationship between indicators of training load in soccer players. *J Strength Cond Res*. 2013;27(2):369–374. PubMed doi:10.1519/JSC.0b013e3182548af1
12. 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):467–475. PubMed doi:10.1080/02640414.2014.947311
13. Bouchard C, Rankinen T. Individual differences in response to regular physical activity. *Med Sci Sports Exerc*. 2001;33(6 Suppl):S446–S451; discussion S452–S453. doi:10.1097/00005768-200106001-00013
14. Thorpe RT, Strudwick AJ, Buchheit M, Atkinson G, Drust B, Gregson W. Monitoring fatigue during the in-season competitive phase in elite soccer players. *Int J Sports Physiol Perform*. 2015;10(8):958–964. PubMed doi:10.1123/ijspp.2015-0004
15. Pfeiffer M, Hohmann A. Applications of neural networks in training science. *Hum Mov Sci*. 2012;31(2):344–359. PubMed doi:10.1016/j.humov.2010.11.004
16. De Vries SI, Garre FG, Engbers LH, Hildebrandt VH, Van Buuren S. Evaluation of neural networks to identify types of activity using accelerometers. *Med Sci Sports Exerc*. 2011;43(1):101–107. PubMed doi:10.1249/MSS.0b013e3181e5797d
17. Dutt-Mazumder A, Button C, Robins A, Bartlett R. Neural network modelling and dynamical system theory: are they relevant to study the governing dynamics of association football players? *Sports Med*. 2011;41(12):1003–1017. PubMed doi:10.2165/11593950-000000000-00000
18. Robertson S, Back N, Bartlett JD. Explaining match outcome in elite Australian rules football using team performance indicators. *J Sports Sci*. 2016;34(7):637–644. PubMed doi:10.1080/02640717.2016.1188888
19. Borg G, Ljunggren G, Ceci R. The increase of perceived exertion, aches and pain in the legs, heart rate and blood lactate during exercise on a bicycle ergometer. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol*. 1985;54(4):343–349. PubMed doi:10.1007/BF02337176
20. Coutts AJ, Quinn J, Hocking J, Castagna C, Rampinini E. Match running performance in elite Australian rules football. *J Sci Med Sport*. 2010;13(5):543–548. PubMed doi:10.1016/j.jsams.2009.09.004
21. Barrett S, Midgley A, Lovell R. PlayerLoad: reliability, convergent validity, and influence of unit position during treadmill running. *Int J Sports Physiol Perform*. 2014;9(6):945–952. PubMed doi:10.1123/ijspp.2013-0418
22. Hopkins WG, Marshall SW, Batterham AM, Hanin J. Progressive statistics for studies in sports medicine and exercise science. *Med Sci Sports Exerc*. 2009;41(1):3–13. PubMed doi:10.1249/MSS.0b013e31818cb278
23. Chai T, Draxler RR. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geosci Model Dev*. 2014;7(3):1247–1250. doi:10.5194/gmd-7-1247-2014
24. Weston M, Siegler J, Bahnert A, McBrien J, Lovell R. The application of differential ratings of perceived exertion to Australian Football League matches. *J Sci Med Sport*. 2015;18(6):704–708. PubMed doi:10.1016/j.jsams.2014.09.001
25. Gaudino P, Alberti G, Iaia FM. Estimated metabolic and mechanical demands during different small-sided games in elite soccer players. *Hum Mov Sci*. 2014;36:123–133. PubMed doi:10.1016/j.humov.2014.05.006
26. Bradley WJ, Cavanagh BP, Douglas W, Donovan TF, Morton JP, Close GL. Quantification of training load, energy intake, and physiological adaptations during a rugby preseason: a case study from an elite European rugby union squad. *J Strength Cond Res*. 2015;29(2):534–544. PubMed doi:10.1519/JSC.0000000000000631
27. Loader J, Montgomery P, Williams M, Lorenzen C, Kemp J. Classifying training drills based on movement demands in Australian football. *Int J Sports Sci Coach*. 2012;7(1):57–68. doi:10.1260/1747-9541.7.1.57
28. Ritchie D, Hopkins WG, Buchheit M, Cordy J, Bartlett JD. Quantification of training and competition load across a season in an elite Australian football club. *Int J Sports Physiol Perform*. 2016;11(4):474–479. PubMed https://doi.org/10.1123/ijspp.2015-0294
29. Hecksteden A, Kraushaar J, Scharhag-Rosenberger F, Theisen D, Senn S, Meyer T. Individual response to exercise training—a statistical perspective. *J Appl Physiol*. 2015;118(12):1450–1459. doi:10.1152/jap.00000.2015