

머신러닝 알고리즘을 사용한 다양한 전기적 불안정성 파라미터들을 통한 심장의 수축 성능 예측

정다운* · 임기무**

Prediction of cardiac mechanical performance from various electrical instability parameters using machine learning algorithms

Da Un Jeong*, Ki Moo Lim**

Abstract : It is not easy to predict the mechanical performance during ventricular tachyarrhythmia because the myocardial tissue contracts asynchronously at high frequency due to reentrant pattern. Therefore, in this study, we predicted the cardiac mechanical performance from several electrical instability parameters during ventricular tachyarrhythmia assuming that there would be a correlation between them. In addition, we compared the predictive performance of the typical support vector regression (SVM) models, which use a linear kernel, an RBF kernel, and a polynomial kernel, and artificial neural networks (ANN) models, which have the different number of hidden layers. As a result, the predictive performance of ANN model is higher than that of SVM model for both stroke volume and amplitude of myocardial tension (ampTens). Among the SVM models, the highest performance was obtained when using the linear kernel (Mean absolute error of SVM model using the linear kernel: 0.0675 for SV, and 0.1011 for ampTens). Using the ANN model, the deeper the hidden layer, the higher the prediction performance (Mean absolute error of 3-hidden layers model: 0.0030 for SV, and 0.0187 for ampTens).

1. 서 론

회귀성 파동은 심근 조직의 특정한 영역에서 정상 조직보다 빠른 리듬을 발생시키는 복잡한 전기적 패턴을 형성하며, 빈맥성 부정맥의 발생과 유지에 중요한 역할을 한다⁽¹⁾. 빈맥성 부정맥 발생 시 심근 조직의 불규칙한 전기적 흥분으로 인한 전기적 패턴은 심근 조직의 비동기적인 수축을 유발한다⁽²⁾. 이러한 이유로 빈맥성 부정맥 시 심장의 역학적 수축의 정도를 예측하는 것이 쉽지 않다.

회귀성 파동을 분석함으로써 빈맥성 부정맥의 발생과 유지 메커니즘을 규명한 많은 연구들이 있다. 이때 빈맥성 부정맥 연구에서 회귀성 파동으로 인한 전기적 패턴을 규명하기 위해 사용되는 몇 가지 주요 개념들이 있다. 그중 많이 사용되는 전기 생리학적 개념으로 지배주파수와 위상특이점, 필라멘트가 있다. 이러한 전기 생리학적 지표들을 사용한 현재까지의 빈맥성 부정맥 연구들은 주로 회귀성 파동의 시간적, 공간적 패턴을 분석함으로써 회귀성 파동의 생성 원인과 세동의 발생 이전에 초점을 두고 있다⁽³⁾. 하지만, 이러한 전기적 불안정성 패턴의 파라미터들을 사용해 빈맥성 부정맥 발생 시 심장의 역학적 수축거동을 예측한 연구는

* 금오공과대학교 IT융복합공학과

** 금오공과대학교 메디컬IT융합공학과

지금까지는 없었다. 따라서 우리는 몇 가지 전기적 불안정성 패턴의 파라미터들과 심장의 역학적 수축력 사이에 상관관계가 있을 것이라는 가정 하에 이들을 사용해 역학적 수축력을 예측하였다. 이를 위해 통상적으로 흔히 사용되는 회귀 모델인 support vector machine (SVM) 모델과 인공지능망을 통해 구현된 3가지 ANN 모델을 사용해 그 결과를 비교하였다.

2. 본 론

2.1. 방법

빈맥성 부정맥 발생 시 다양한 전기적 패턴의 생성과 그로 인한 역학적 수축력을 정량화하기 전기적 전도와 기계적 수축의 2가지 특성을 가진 휴먼 심실 모델을 사용해 빈맥성 부정맥을 시뮬레이션 하였다. 이때, 4가지 회귀성 파동 발생방법과 심실 조직의 전기생리학적 활동에 가장 많은 영향을 미치는 포타슘 채널의 전기전도도의 변화가 발생한 경우를 비롯한, KCNQ1 S140G, KCNQ1 G229D, KCNQ1 V241F, hERG L532P, hERG N588K의 5가지의 돌연변이가 발현한 경우의 빈맥성 부정맥을 구현함으로써, 총 116가지의 다양한 전기적 패턴으로 인한 빈맥성 부정맥을 생성하였다. 빈맥성 부정맥의 복잡한 전기적 패턴으로 인한 역학적 수축력의 계산을 위해 각각의 전기생리학 시뮬레이션 결과에서 칼슘정보를 추출하여 역학적 수축 시뮬레이션에 사용하였다.

역학적 수축력의 예측을 위해 전기생리학적인 부정맥 시뮬레이션 결과에서 총 12가지의 심근 조직의 전기적 불안정성 파라미터들을 추출하였다. 추출된 전기적 불안정성 파라미터에는 활동전위기간, 전기적 전도파장, 회귀성 파동의 회전율, 지배주파수의 평균과 분산, 지배주파수 대역에서의 파워의 평균과 분산, 위상특이점의 개수와 분산, 필라멘트의 개수와 분산, 필라멘트와 위상특이점의 비율을 사용하였다. 추출된 전기적 불안정성 파라미터들을 사용하여 빈맥성 부정맥 발생 시의 평균 박출량과 심근 세포의 장력을 예측하였다.

이를 위해 통상적으로 흔히 사용되는 회귀 모델인 SVM 모델과 인공지능망을 통해 구현된 ANN 모델을 사용하였다. SVM 모델은 linear kernel과 Radial Basis Function (RBF) kernel, polynomial kernel의 3가지 kernel을 사용하였다. ANN 모델에서 은닉층의 활성화 함수로는 'Relu'를 사용하였으며, 선형 회귀모델을 추

정하기 위해 출력층의 활성화 함수로는 linear function을 사용하였다. ANN 모델은 은닉 층의 수가 1개, 2개, 3개인 모델을 각각 사용하였다. 학습 데이터는 전체 116가지의 데이터 중에서 81개의 데이터를 사용하였으며, 나머지 35개의 데이터는 검증에 사용되었다. SVM 모델과 ANN 모델의 평가를 위해 10-fold cross validation을 사용하였다.

2.2. 결과 및 토론

전기 생리학 부정맥 시뮬레이션 결과로 얻어진 12가지의 전기적 불안정성의 파라미터들은 다음과 같다. 116 종류의 빈맥성 부정맥 발생 시 활동전위기간은 121.53 ± 43.20 ms 이었으며, 전기적 전도파장은 8.39 ± 2.96 cm, 회귀성 파동의 회전율은 5.70 ± 1.07 Hz 이었다. 또한, 지배주파수 분포의 평균은 5.73 ± 1.03 Hz이며, 지배주파수 분포의 표준 편차는 0.10 ± 0.05 Hz 이었다. 지배주파수 대역의 파워의 평균은 $1.E-04 \pm 4.59E-05$ 이며, 표준 편차는 $2.06E-05 \pm 2.47E-05$ 이었다. 빈맥성 부정맥이 발생하는 동안의 위상특이점의 수는 48.45 ± 27.64 개 이었으며, 위상특이점 수의 표준편차는 7.97 ± 6.04 개 이었다. 필라멘트의 수는 $13,782.09 \pm 19,237.45$ 개 이었으며, 표준편차는 $4,339.41 \pm 5,566.21$ 개 이었다. 필라멘트의 수와 위상특이점의 비율의 평균은 0.317 ± 0.483 이었다.

116 종류의 빈맥성 부정맥으로 인한 역학적 수축력으로 심박출량과 심근세포의 장력의 표준편차(ampTens)를 계산하였다. 심박출량의 평균은 0.32 ± 0.48 mL 이었으며, 심근 세포의 장력의 표준편차의 평균은 0.36 ± 0.34 kPa 이었다.

2.2.1. SVM 모델을 사용한 심장의 수축력 예측

SVM 모델을 사용해 전기적 불안정성의 파라미터들로부터 심박출량과 심근세포의 장력의 표준편차를 예측한 결과를 Fig. 1에 나타내었다. 심박출량의 예측 시 3가지 kernel 종류에 관계없이 모두 overfitting 되는 경향이 있었다. 하지만 그 중에서, polynomial kernel을 사용하였을 때의 R2 score의 값이 0.7749로 가장 높았으며, linear kernel을 사용하였을 때의 R2 score가 0.6766으로 가장 낮았다(Table 1). 이와 상응하는 결과로, 평균절대오차(Mean absolute error; MAE)의 값도 polynomial kernel을 사용하였을 때 0.0515로 가장 낮

았으며, linear kernel을 사용한 SVM 모델이 0.0675로 가장 높았다(Table 2).

하지만, 심근세포의 장력의 표준편차의 경우 심 박출량의 예측결과와 달리 linear kernel을 사용한 SVM 모델에서 R2 score가 0.7854로 가장 높았으며, polynomial kernel을 사용한 SVM 모델에서의 R2 score가 0.7374로 가장 낮았다(Table 1). 하지만, MAE 값은 심박출량의 결과와 마찬가지로, polynomial kernel을 사용한 SVM 모델에서 가장 낮았다 (Table 2).

2.2.2. ANN 모델을 사용한 심장의 수축력 예측

ANN 모델을 사용해 전기적 불안정성의 파라미터들로부터 심 박출량과 심근세포의 장력의 표준편차를 예측한 결과를 Fig. 2에 나타내었다. 심 박출량과 심근세포의 장력의 표준편차의 예측에서 모두 은닉층의 깊이가 깊어질수록 예측 성능이 높아졌다. 심박출량의 경우 3개의 은닉층을 가진 모델의 R2 score는 0.9206 이었으며, 심근세포 장력의 표준편차의 경우 R2 score는 0.7907 이었다. 그에 따라 MAE 또한 은닉층의 깊이가 깊어질수록 낮아졌다. 3개의 은닉층을 가진 모델의 MAE의 경우 심박출량의 예측에서는 0.0030이었으며, 심근세포의 장력의 표준편차의 예측에서는 0.0187 이었다.

심 박출량과 심근세포의 장력의 예측에서 모두 SVM 모델보다 2개 이상의 은닉층으로 이루어진 ANN모델을 사용하였을 때의 예측성능이 더 높았다.

Table 1 Determination coefficient of models

R2 score		Stroke volume		ampTens	
		val_acc	test_acc	val_acc	test_acc
SVR	linear	0.6920	0.6766	0.8196	0.7854
	RBF	0.8041	0.7431	0.8592	0.7424
	Poly	0.8189	0.7719	0.8638	0.7374
ANN	1 HL	0.7628	0.7749	0.8163	0.7378
	2 HL	0.8665	0.8720	0.8351	0.7873
	3 HL	0.9500	0.9206	0.8351	0.7907

- * R2 score: determination coefficient
- * SVR: support vector regression
- * ANN: artificial neural networks
- * HL: hidden layer
- * val_acc: validation accuracy
- * test_acc: testing accuracy

Table 2 Mean absolute error of models

MAE		Stroke volume		ampTens	
		validation	test	validation	test
SVR	linear	0.0628	0.0675	0.0834	0.1011
	RBF	0.0301	0.0544	0.0552	0.0879
	Poly	0.0296	0.0515	0.0562	0.0871
ANN	1 HL	0.0074	0.0084	0.0126	0.0234
	2 HL	0.0042	0.0048	0.0113	0.0190
	3 HL	0.0016	0.0030	0.0113	0.0187

- * MAE: Mean absolute errors
- * SVR: support vector regression
- * ANN: artificial neural networks
- * HL: hidden layer

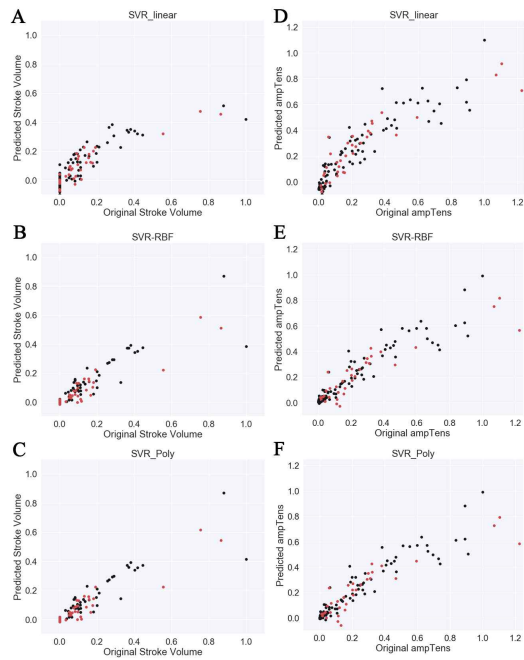


Fig. 1 Accuracy of SVR model to predict the stroke volume and ampTens

3. 결 론

심 박출량과 심근세포의 장력의 예측을 위해 우리는 머신러닝 알고리즘을 활용한 SVM 모델과 ANN 모델을 제안하였다. 그 결과 심 박출량과 심근세포의 장력의 예측에서 모두 SVM 모델보다 ANN 모델을 사용하였을 때의 예측성능이 더 높았으며, SVM 모델을 사용할 경우 linear kernel을 사용할 때 가장 높은 예측 성능을 보였다. 또한, ANN 모델을 사용할 경우 은닉층의 깊이가 깊어질수록 예측 성능이 높아졌으며, 3개의 은닉층을 가진 모델을 사용할 때 가장 높은 성능을 내는 것을 확인하였다.

후 기

본 연구는 한국연구재단 이공학기초연구사업 (2016R1D1A1B0101440) 과 첨단 사이언스 교육허브개발 사업 (NRF-2011-0020576) 프로그램의 지원으로 수행되었음

참고 문헌

- (1) Clayton, R. H. and Holden, A. V., 2002, "Dynamics and interactions of filaments in a computational model of re-entrant ventricular fibrillation," *Phys. Med. Biol.*, pp. 1777~1792.
- (2) Kuklik, P., et. al., 2017, "Identification of rotors during human atrial fibrillation using contact mapping and phase singularity detection: Technical considerations," *IEEE trans. Biomed. Eng.*, pp. 310~318.
- (3) Karma, A., et al., 1994, "Electrical alternans and spiral wave breakup in cardiac tissue," *Chaos*, pp. 461~472.

Fig. 2 Accuracy of ANN model to predict the stroke volume and ampTens