

ECG 부정맥 분류를 위한 MHCA 연구

1. 연구 개요

본 연구는 ECG(심전도) 신호를 이용한 부정맥 분류에서 RR interval 정보를 효과적으로 융합하기 위해 Multi-Head Cross Attention (MHCA) 메커니즘을 적용합니다. 기존 Early Fusion 방식(DAEAC)의 한계를 극복하고, ECG와 RR features 간의 관계를 학습 가능한 어텐션으로 모델링합니다.

연구 목표

- ECG 신호와 RR interval 정보의 최적 융합 방법 탐색
- Cross-Attention을 통한 ECG-RR 상호작용 모델링
- Early Fusion, Late Fusion, Hybrid Fusion 전략 비교
- 부정맥 분류 성능(AUPRC, AUROC) 향상

2. 데이터 구조 및 실험 설정

세 가지 데이터 옵션

옵션	ECG 채널	RR Features	Fusion 전략	설명
opt1	1	7차원	Late	ECG만 + Cross-Attention
opt2	3	2차원	Early	DAEAC 스타일 (baseline)
opt3	3	7차원	Early+Late	하이브리드 융합

RR Features 구성

opt1 (7차원):

- [0] pre_rr - 현재 RR interval (ms)
- [1] post_rr - 다음 RR interval (ms)
- [2] local_rr - 최근 10 beat 평균 RR
- [3] pre_div_post - RR_i / RR_{i+1}
- [4] global_rr - 전체 평균 RR
- [5] pre_minus_global - $RR_i - global_RR$
- [6] pre_div_global - $RR_i / global_RR$

opt2 (2차원 - Early Fusion용):

- [0] pre_rr_ratio - 현재 RR / 전체 평균
 - [1] near_pre_rr_ratio - 현재 RR / 최근 10개 평균
- > ECG 길이(128)만큼 repeat하여 채널로 추가

ECG 부정맥 분류를 위한 MHCA 연구

3. 모델 아키텍처: MACNN-SE + MHCA

전체 구조

```
Input: ECG (B, 1, lead, 128)
      |
      v
[Conv2d] lead 채널 감소 -> (B, 4, 1, L)
      |
      v
[Stage 1] ASPP(dilation=1,6,12,18) + SE + Residual
      |
      v
[Stage 2] ASPP + SE + Residual (stride=2)
      |
      v
[Stage 3] BN + ReLU + ASPP + SE
      |
      v
[GAP] -> ECG embedding (256)
      |
      v
[MHCA Fusion] ECG(256->64) x RR(7->64) -> (128)
      |
      v
[FC] -> 4 classes
```

MHCA 모듈 상세

Multi-Head Cross Attention Fusion은 RR features를 Query로, ECG features를 Key/Value로 사용하는 Cross-Attention 메커니즘입니다.

```
class MultiHeadCrossAttentionFusion:
    RR투영: Linear(7 -> 64) + LayerNorm + GELU
    ECG투영: Linear(256 -> 64)

    Cross-Attention:
        Q = RR_proj.view(B, 1, 64)
        K = V = ECG_proj.view(B, 1, 64)
        Attn = MultiheadAttention(64, num_heads=1)

    FFN: Linear(64->256) -> GELU -> Linear(256->64)
    Gate: sigmoid(alpha) * attn_output (alpha 초기값=-2)
    Output: concat([ECG_pool, gated_attn]) -> (128)
```

Gate 메커니즘

Gate는 채널별 학습 가능한 스케일링으로, RR 정보의 기여도를 제어합니다:

- 초기값 $\alpha = -2.0 \rightarrow \text{sigmoid}(-2) = 0.12$ (RR 영향 약함)
- 학습 과정에서 자동 조정
- 목적: 기존 ECG 성능 유지 + RR의 추가 정보 활용

ECG 부정맥 분류를 위한 MHCA 연구

4. 실험 설계

Fusion 유형별 비교

실험명	fusion_type	lead	rr_dim	데이터셋
baseline_opt2	None	3	2	DAEACDataset
mhca_h1	mhca	1	7	ECGStandardDataset
opt3_mhca_h1	mhca	3	7	Opt3Dataset

각 실험의 특징

1) baseline_opt2 (Early Fusion Only):

- DAEAC 논문 재현 실험
- RR ratio를 ECG와 동일 길이로 확장 후 채널 concatenation
- Conv2d가 3채널을 동시에 처리

2) mhca_h1 (Late Fusion Only):

- ECG만 backbone 통과 (lead=1)
- RR 7차원을 Cross-Attention으로 융합
- RR0이 ECG의 어느 부분에 주목할지 학습

3) opt3_mhca_h1 (Hybrid Fusion):

- Early: RR ratio 2차원을 채널로 추가 (lead=3)
- Late: RR 7차원을 Cross-Attention으로 추가 융합
- 두 가지 RR 정보를 모두 활용

5. 핵심 설계 결정사항

항목	선택	이유
Attention 방향	RR→ECG	RR0이 ECG의 어느 부분에 주목할지 학습
초기 Gate값	-2.0	sigmoid(-2) 0.12, RR 영향 약하게 시작
Fusion 임베딩	64차원	표현력과 계산 효율 균형
ASPP dilation	(1,6,12,18)	다중 스케일 특징 추출

ECG 부정맥 분류를 위한 MHCA 연구

6. 연구 의의 및 기대 효과

본 연구의 MHCA 기반 ECG-RR 융합 방법론은 다음과 같은 의의를 가집니다:

- 1) 학습 가능한 융합: 기존 단순 concatenation 대비, attention 가중치를 통해 ECG와 RR 간의 관계를 데이터로부터 학습합니다.
- 2) 다양한 RR 정보 활용: 7차원의 풍부한 RR features를 활용하여 심박 변이도의 다양한 측면을 포착합니다.
- 3) 유연한 융합 전략: Early, Late, Hybrid 방식을 비교하여 최적의 융합 지점을 탐색합니다.
- 4) Gate 메커니즘: 학습 가능한 gate를 통해 RR 정보의 기여도를 자동으로 조절하여 안정적인 학습이 가능합니다.

7. 파일 구조

```
ECG_CrossAttention-stored/
├── src/models/
│   ├── blocks.py    # MHCA 구현 (377-503 lines)
│   └── macnn_se.py # 모델 구조 (16-203 lines)
├── src/datasets/
│   └── ecg_datasets.py # opt1/opt2/opt3 데이터셋
├── utils.py        # RR features 추출
├── config.py       # 실험 설정
└── main_autoexp.py # 자동 실험 스크립트
```