SINGLE SHOT ECG BEAT DETECTION

A PREPRINT

Guillaume Androz*
Icentia Inc.
2750 av. Einstein
Quebec, QC G1P4R1
guillaume.androz@icentia.com

Pierre Fecteau
Icentia Inc.
2750 av. Einstein
Quebec, QC G1P4R1
pierre.fecteau@icentia.com

September 28, 2018

ABSTRACT

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetuer adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetuer id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Keywords ECG · CNN · single shot · fully convolutional

1 Introduction

Revue de litterature des methodes classiques de detection des battements. Voir [1] pour plus de details, ils ont une super belle revue de litterature. Voir aussi des references qui utilisent les CNN pour detecter les battements. Xiang [1] les utilise mais c'est probablement extremement long a processer tout ca. A voir et comprendre un peu mieux comment il fonctionne. Dans le revue des CNN, parler que ce probleme se rapproche de ce qu'on peut trouver en vision avec les SSD, YOLO, Faster-RCNN qui ont pour mission de localiser puis categoriser un objet. Nous on veut juste le localiser dans un premier temps. Ensuite, mentionner les face/key points qui vont un peu dans le meme sens que ce qu'on fait aussi. L'idee par contre avec les key points c'est qu'on connait a priori le nombre de points a trouver dans l'image/signal, alors que nous on veut que ce soit adaptatif. Voir les participants au challenge 2017 pour voir a quel point il y a des choses qui se rapprochent de nous. Peut etre mentionner ici qu'on a du data annote maison, mais que certaines fois ca necessite un ajustement manuel qui est long et fatidieux. Pour eviter ca, on cherche une autre methode plus generique qui saurait s'adapter a tout: CNN.

2 ECG datasets

Juste introduire pour mentionner qu'on entraine avec nos donnees puis qu'on teste avec physionet pour pouvoir se comparer avec les autres articles.

2.1 Training with data from CardiostatTM

Decrire ce qu'est le cardiostat sans sombrer dans le pamphlet marketing. Juste preciser que c'est un genre de patch avec deux electrodes donc 1-lead, sur 7/14 jours. Mentionner que les signaux se degradent tranquillement dans le temps, que

^{*}also guillaume.androz@grenoble-inp.org

le patient bouge beaucoup et donc qu'on peut avoir beaucoup de bruit, que dependemment de l'installation il peut y avoir des signaux hypovoltes (depend aussi du patient) etc. Bref qu'on a des donnees de la vraie vie. Echantillonnage a 250Hz. Donnees sont tous des patients canadiens, majoritairement ontariens a priori de toute origine ethnique et de sexes differents. Mentionner qu'il peut y avoir des cas de pacemaker pour compliquer un peu plus la tache. Dire que toutes les donnees ont ete annotees par des techniciens en electrophysiologie a l'aide d'un logiciel maison. Les techs voient 100% de chaque trace et donc chaque battement. La pre-detection est faite a l'aide d'un algo classique (mentionner lequel en reference a l'introduction) mais comme c'est pas 100% bon, il faut parfois le corriger manuellement et donc annoter les battements a la main.

2.2 Testing with physionet

Dire qu'on utilise les data de MIT-BIH-AR (a confirmer) pour tester et se benchmarker. Voir aussi si on peut faire la meme chose avec les donnees du challenge 2017.

3 Methodology

3.1 Dataset

Expliquer ici ce qu'on fait avec un trace:

- On le filtre pour redresser le signal et enlever le bruit haute frequence tel que mentionne dans la norme ISO-1489???
- On decoupe le trace en sections de 512 samples soit environ 2s
- Chaque section est decoupee en 16 cellules de 32 samples de long soit 128ms. Sachant que physiologiquement c'est impossible de battre a plus de 300bpm (a valider) soit 200ms, on s'assure de n'avoir qu'un seul battement par cellule max.
- On construit alors la matrice cible Y ou chaque ligne est un vecteur avec comme premiere coordonnee la position relative du battement (s'il existe) et la probabilite d'apparition du battement. Ces deux coordonnees sont comprises entre 0 et 1.
- Mettre un peu l'algo qui permet de construire ce dataset ou plus particulierement la matrice Y pour chaque section

3.2 Model architecture

Exposer ici notre architecture et comment on est arrive a ca: fully convolutional, peut-etre mentionner qu'on pourrait penser a ajouter des fonctionnalites pour regulariser plus comme la classe du battement. Mentionner les differentes strategies pour regulariser: L2, dropout et data augmentation. Parler de Keras ?

3.2.1 Loss function

Parler de la fonction de pertes et de ses trois composantes.

3.2.2 Data augmentation

Montrer ici comment on fait ca, les strategies qui ont ete employees: distortion du signal, ajout de bruit blanc.

3.2.3 Optimizer

Dire qu'on utilise un SGD ou un Adam, un cycleLR, le batch size, nombre d'epochs

4 Results

4.1 Training optimization

4.1.1 Influence du LR

Retrouver l'article qui parle du cyling LR et de l'importance parfois de l'augmenter pour se sortir d'un minimum local. Montrer que ca a une grande influence dans notre cas.

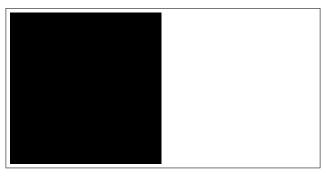


Figure 1: Sample figure caption.

4.1.2 Influence du data augmentation

Montrer des resultats avec et sans data augmentation. Trouver une belle explication de pourquoi ca aide: regularisation, plus de cas comme on peut etre limiter...

4.2 Metrics

Exposer les differentes metriques: sensitivity (Sen), positive predictivity rate (PPR), detection error rate (DER), and accuracy (Acc)

$$Sen = 100 \cdot \frac{TP}{TP + FN}$$

$$PPR = 100 \cdot \frac{TP}{TP + FP}$$

$$DER = 100 \cdot \frac{FN + FP}{TP + FN}$$

$$Acc = 100 \cdot \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

$$(1)$$

$$(2)$$

$$(3)$$

$$(4)$$

$$PPR = 100 \cdot \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$DER = 100 \cdot \frac{FN + FP}{TP + FN} \tag{3}$$

$$Acc = 100 \cdot \frac{TP}{TP + FP + FN} \tag{4}$$

(5)

4.3 Inflerence

4.4 Figures

Suspendisse vitae elit. Aliquam arcu neque, ornare in, ullamcorper quis, commodo eu, libero. Fusce sagittis erat at erat tristique mollis. Maecenas sapien libero, molestie et, lobortis in, sodales eget, dui. Morbi ultrices rutrum lorem. Nam elementum ullamcorper leo. Morbi dui. Aliquam sagittis. Nunc placerat. Pellentesque tristique sodales est. Maecenas imperdiet lacinia velit. Cras non urna. Morbi eros pede, suscipit ac, varius vel, egestas non, eros. Praesent malesuada, diam id pretium elementum, eros sem dictum tortor, vel consectetuer odio sem sed wisi.

See Figure 1. Here is how you add footnotes. ² Sed feugiat. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Ut pellentesque augue sed urna. Vestibulum diam eros, fringilla et, consectetuer eu, nonummy id, sapien. Nullam at lectus. In sagittis ultrices mauris. Curabitur malesuada erat sit amet massa. Fusce blandit. Aliquam erat volutpat. Aliquam euismod. Aenean vel lectus. Nunc imperdiet justo nec dolor.

Tables 4.5

Etiam euismod. Fusce facilisis lacinia dui. Suspendisse potenti. In mi erat, cursus id, nonummy sed, ullamcorper eget, sapien. Praesent pretium, magna in eleifend egestas, pede pede pretium lorem, quis consectetuer tortor sapien facilisis magna. Mauris quis magna varius nulla scelerisque imperdiet. Aliquam non quam. Aliquam porttitor quam a lacus. Praesent vel arcu ut tortor cursus volutpat. In vitae pede quis diam bibendum placerat. Fusce elementum convallis neque. Sed dolor orci, scelerisque ac, dapibus nec, ultricies ut, mi. Duis nec dui quis leo sagittis commodo.

²Sample of the first footnote.

Table 1: Sample table title

	Part	
Name	Description	Size (μ m)
Dendrite Axon Soma	Input terminal Output terminal Cell body	$ \begin{array}{c} \sim 100 \\ \sim 10 \\ \text{up to } 10^6 \end{array} $

See awesome Table 1.

4.6 Lists

- Lorem ipsum dolor sit amet
- consectetur adipiscing elit.
- Aliquam dignissim blandit est, in dictum tortor gravida eget. In ac rutrum magna.

References

- [1] Yande Xiang, Zhitao Lin, and Jianyi Meng. Automatic qrs complex detection using two-level convolutional neural network. *BioMedical Engineering OnLine*, 17(1):13, Jan 2018.
- [2] S. Chauhan and L. Vig. Anomaly detection in ecg time signals via deep long short-term memory networks. In 2015 *IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, pages 1–7, Oct 2015.
- [3] S. Takahashi K. Ochiai and Y. Fukazawa. Arrhythmia detection from 2-lead ecg using convolutional denoising autoencoders, 2018. Online.