

SEÑALES FOTOPLETISMOGRÁFICAS PARA ESTIMAR LA PRESIÓN ARTERIAL

Nombre de los estudiantes
Roy Darwin Rodríguez Marquez

Trabajo de Investigación o Tesis Doctoral como requisito para optar el título de
Magíster en Ingeniería de Sistemas y Computación

Tutores
MSc. Silvia Moreno Trillos

RESUMEN (extenso mínimo de 500 palabras y máximo 1000 palabras)

La presión arterial es uno de los parámetros fisiológicos más significativos en el estado de salud de una persona, junto con la frecuencia cardíaca, la temperatura corporal y la frecuencia respiratoria, estas circunstancias hacen necesario el control de estos parámetros y en especial monitoreo de la presión arterial en las unidades de cuidados intensivos. Normalmente ingresan pacientes con una inestabilidad hemodinámica que puede causar fallo de un órgano o multiorgánico.

Las dos formas de medir la presión arterial en las unidades de cuidados intensivos son la invasiva a través de la canalización de una arteria y la no invasiva a través de un esfigmomanómetro que en la mayoría de las UCI esa conectada a la monitorización del paciente.

En la práctica clínica surgen problemas de riesgos en la salud del paciente con el método arterial y de credibilidad con el esfigmomanómetro por no ser continuo. De esta forma se están realizando muchas investigaciones con otros métodos para la medición de la presión arterial, aunque están todavía en estudio y no está confirmada su eficacia. En este proyecto se propone un método para estimación, que a partir de la señal fotopleitismográfica se pueda medir los valores de presión sistólica y diastólica.

Para ello se utiliza un modelo sistémico la cual nos llevara a la interacción con el problema y a la determinación de los elementos fundamentales involucrados en el objeto de estudio

El enfoque propuesto para esta investigación. Se utilizarán Redes Neuronales Convolucionales como técnica de Aprendizaje Profundo dentro del campo de la

Inteligencia Artificial para acometer la tarea de realizar estimaciones de la presión arterial utilizando como entrada señales fotoplestiomográficas (PPG) obtenidas de manera continua y no invasiva mediante un dispositivo físico de lectura adosado a un paciente.

Realizar estimaciones implica que la salida son predicciones (un problema de regresión en Inteligencia Artificial) de los valores de presión arterial sistólica (SBP: Systolic Blood Pressure) y presión arterial diastólica (DBP: Diastolic Blood Pressure), elementos que componen lo que se conoce como presión arterial

Para realizar dichas estimaciones se requiere una profunda fase de entrenamiento en el que el Modelo Propuesto de Red Neuronal Convolucional aprenda de manera inteligente y supervisada los elementos y características que permiten relacionar los datos de entrada con los datos de salida.

Como insumo para esta tarea de Aprendizaje Profundo, se toma el conjunto de datos (dataset) de signos vitales de la Universidad de Queensland (Australia) que contiene una amplia gama de datos de monitorización de pacientes y signos vitales que se registraron durante 32 casos quirúrgicos en los que los pacientes se sometieron a anestesia en el Royal Adelaide Hospital (Liu D, Gorges M, Jenkins, 2012). Dentro de estos datos de monitorización están las lecturas PPG, SBP y DBP (entre otras).

Para la utilización efectiva de este dataset se aplican algoritmos de extracción, limpieza, preparación, transformación y carga de datos. Estos algoritmos son implementados como secuencia de instrucciones (scripts) utilizando el lenguaje de programación Python.

Como resultado del proceso anterior se obtienen un conjunto de datos con 5500 tuplas (registros estructurados con información PPG, SBP, DBP) de información depurada

Antecedentes:

El método tradicional para monitorear la presión arterial que se realiza en pacientes con estados hemodinámicos inestables se realiza de forma invasiva. Este método puede generar riesgos y complicaciones en los pacientes como se evidencia en los estudios

Investigaciones realizadas por Scheer, Bernd Volker et al donde se realizó un estudio en la bibliografía de los años 1978 a 2001 de las complicaciones y riesgos en la canalización de la arteria para a monitorización hemodinámica de los pacientes

Objetivos:

Objetivo General

Proponer un método continuo no invasivo para la estimación de la presión arterial a través de señales fotopletismográficas

Objetivos Específicos

- Identificar los fundamentos teóricos y epistemológicos para la estimación continua y no invasiva de la presión arterial.
- Describir los conceptos categorías referentes a la estimación continua y no invasiva de la presión arterial.
- Caracterizar las relaciones entre los elementos y componentes de la estimación continua y no invasiva de la presión arterial.

Materiales y Métodos:

Resultados:

Los resultados obtenidos al aplicar el modelo 2D-CNN3 LR $1e-3$ sobre un conjunto de 500 muestras origen, no empleadas durante la fase de entrenamiento. En este ejercicio se obtienen métricas MAE de 17,62 y 11,51 puntos para la estimación correcta de la presión sistólica y diastólica respectivamente. De igual manera logra valores de coeficiente de determinación R^2 cercanos a 1 de 0,79 y 0,93 para la estimación de los 2 valores que hacen parte de la presión sanguínea.

Conclusiones:

La evaluación de los distintos modelos aplicados para resolver el problema de predicción de la presión sistólica y diastólica a partir de señales fotopletismográficas, nos permite determinar que la utilización de una red neuronal convolucional de dos dimensiones con un enfoque de aprendizaje automático supervisado basado en inteligencia artificial es un método valido para abordar la solución de este tipo de problemas.

En la implementación del algoritmo para la definición de los distintos modelos, se estableció que existe una relación funcional entre la representación gráfica (imagen con forma de onda) de una serie de valores numéricos de lecturas PPG y los valores de presión arterial sistólica (SBP) y diastólica (DBP). Los 3 modelos de red 2D-CNN evaluados muestran en la métrica R^2 valores positivos entre 0 y 1, lo que significa que existe un ajuste con mínimos errores entre los valores observados (reales) y los valores predichos.

Esta investigación desarrolla un estudio, por medio del cual se observa que es posible la medición de la presión arterial de manera continua y no invasiva en condiciones favorables para la salud del paciente y útiles para la interpretación diagnóstica.

Palabras clave:

fotoplestimográficas (PPG), Aprendizaje Profundo, presión arterial

ABSTRACT**Background:**

The traditional method of blood pressure monitoring performed in patients with unstable hemodynamic states is invasive. This method can generate risks and complications in patients as evidenced in the following studies.

Research conducted by Scheer, Bernd Volker et al where a study was conducted in the literature from 1978 to 2001 of the complications and risks in the cannulation of the artery for hemodynamic monitoring of patients.

Objective:

General Objective

To propose a non-invasive continuous method for the estimation of blood pressure through photoplethysmographic signals.

Specific Objectives

- To identify the theoretical and epistemological foundations for continuous and noninvasive blood pressure estimation.
- To describe the concepts categories of continuous and noninvasive blood pressure estimation.
- To characterize the relationships between the elements and components of continuous and noninvasive blood pressure estimation.

Materials and Methods:**Results:**

The results obtained by applying the 2D-CNN3 LR 1e-3 model on a set of 500 source samples, not used during the training phase. In this exercise, MAE metrics of 17.62 and 11.51 points were obtained for the correct estimation of systolic and diastolic pressure, respectively. Likewise, R2 coefficient of determination values close to 1 of 0.79 and 0.93 were obtained for the estimation of the 2 values that are part of the blood pressure.

Conclusions:

The evaluation of the different models applied to solve the problem of systolic and diastolic pressure prediction from photoplethysmographic signals, allows us to determine that the use of a two-dimensional convolutional neural network with a supervised machine learning approach based on artificial intelligence is a valid method to address the solution of this type of problem.

In the implementation of the algorithm for the definition of the different models, it was established that a functional relationship exists between the graphical representation (waveform image) of a series of numerical values of PPG readings and the systolic (SBP) and diastolic (DBP) blood pressure values. The 3 2D-CNN network models evaluated show in the R2 metric positive values between 0 and 1, which means that there is a fit with minimal errors between the observed (real) values and the predicted values.

KeyWords:

Photoplethysmographic (PPG), Deep Learning, blood pressure

REFERENCIAS (colocar a cada artículo el DOI o la URL en caso de no tener DOI)

Allen, J. (2007). Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. *Physiological Measurement*, 28(3). <https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>

Arangure, L. (2013). Actualización , implementación y evaluación de guía de manejo de inserción de línea arterial para enfermeras, con la utilización de dispositivo trayecto largo, bajo monitorización ecográfica en la unidad de cuidado intensivo médico de la fundación cardio . *Tesis*, 103.
[http://intellectum.unisabana.edu.co:8080/jspui/bitstream/10818/10409/1/Lina María Arangure Burgos\(TESIS\).pdf](http://intellectum.unisabana.edu.co:8080/jspui/bitstream/10818/10409/1/Lina%20Mar%C3%ADa%20Arangure%20Burgos(TESIS).pdf)

Bedford, R. F., & Wollman, H. (1973). Complications of percutaneous radial-artery cannulation: an objective prospective study in man. In *Anesthesiology* (Vol. 38, Issue

3, pp. 228–236). <https://doi.org/10.1097/00000542-197303000-00006>

Blasco, S., Blasco, N., Blasco, B., Recuenco, N., Aranda, T., & Carralero, R. (2011).

Estudio comparativo de la presión arterial invasiva frente a la presión arterial no invasiva . Valoración de la diferencia . Comparative study of invasive blood pressure versus non-invasive blood pressure. *Enfermería Global*, 24(December 2008), 85–93.

Dehghanojamahalleh, S., & Kaya, M. (2019). Sex-Related Differences in

Photoplethysmography Signals Measured from Finger and Toe. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 7(September).

<https://doi.org/10.1109/JTEHM.2019.2938506>

Gaurav, A., Maheedhar, M., Tiwari, V. N., & Narayanan, R. (2016). Cuff-less PPG based

continuous blood pressure monitoring - A smartphone based approach. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2016-Octob*(August), 607–610.

<https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590775>

Geddes LA. (1991). *Handbook of blood pressure measurement*.

Géron, A. (n.d.). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow*. O'Reilly Media.

Gupta, B. (n.d.). *Monitoring in the ICU Anaesthesia Update in*. 37–42.

Hebal, F., Sparks, H. T., Rychlik, K. L., Bone, M., Tran, S., & Barsness, K. A. (2018).

Pediatric arterial catheters : Complications and associated risk factors. *Journal of Pediatric Surgery*, 53(4), 794–797. <https://doi.org/10.1016/j.jpedsurg.2017.08.057>

Hermida Amejeiras, D. A., Enrique Lopez Paz, D. J., & Calvo Gómez, D. C. (2012).

Medida no invasiva de la presión arterial central mediante tonometría por

aplanamiento. Análisis de la onda de pulso. *Gaceta Médica de la Universidad de la Habana*, 73(4), 161.

<https://doi.org/10.22546/21/389>

Hernández Gárciga, F. F., & González Chacón, Y. (2015). Presión del pulso y su relación con el riesgo cardiovascular incrementado. *Revista Cubana de Investigaciones Biomedicas*, 34(3), 245–253.

Hu, S., Azorin-Peris, V., & Zheng, J. (2013). Opto-physiological modeling applied to photoplethysmographic cardiovascular assessment. *Journal of Healthcare Engineering*, 4(4), 505–528. <https://doi.org/10.1260/2040-2295.4.4.505>

Hussain, S., Gaftandzhieva, S., Maniruzzaman, M., Doneva, R., & Muhsin, Z. F. (2020). Regression analysis of student academic performance using deep learning. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-020-10241-0>

Island, M. (1993). *Mejdsia*. 19.

Kaur, B., Kaur, S., Yaddanapudi, L. N., & Singh, N. V. (2019). Comparison between invasive and noninvasive blood pressure measurements in critically ill patients receiving inotropes. *Blood Pressure Monitoring*, 24(1), 24–29. <https://doi.org/10.1097/MBP.0000000000000358>

Khalid, S. G., Zhang, J., Chen, F., & Zheng, D. (2018). Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography Only : Comparison between Different Machine Learning Approaches. *Healthcare Engineering*, 2018.

Kurylyak, Y., Barbe, K., Lamonaca, F., Grimaldi, D., & Van Moer, W. (2013). Photoplethysmogram-based Blood pressure evaluation using Kalman filtering and Neural Networks. *MeMeA 2013 - IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications, Proceedings, May 2014*, 170–174.

<https://doi.org/10.1109/MeMeA.2013.6549729>

Labrosse, M. R. (2018). *Cardiovascular Mechanics* (CRC Press).

Lakhal, K., Ehrmann, S., & Boulain, T. (2018). Noninvasive BP Monitoring in the Critically Ill: Time to Abandon the Arterial Catheter? *Chest*, 153(4), 1023–1039.
<https://doi.org/10.1016/j.chest.2017.10.030>

Lakhal, K., Martin, M., Ehrmann, S., Faiz, S., Rozec, B., & Boulain, T. (2018). Non-invasive blood pressure monitoring with an oscillometric brachial cuff: impact of arrhythmia. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 32(4), 707–715.
<https://doi.org/10.1007/s10877-017-0067-2>

Lehman, L. H., Saeed, M., Gad, A., Colleges, I., Health, F., Talmor, D., Israel, B., Medical, D., Malhotra, A., & Diego, S. (2013). *Methods of Blood Pressure Measurement in the ICU. January 2018*. <https://doi.org/10.1097/CCM.0b013e318265ea46>

Liévano Martínez, F., & Londoño, J. E. (2012). El pensamiento sistémico como herramienta metodológica para la resolución de problemas. *Revista Soluciones de Postgrado EIA*, 8, 43–65.

Liu D, Gorges M, Jenkins, S. (2012). The University of Queensland Vital Signs Dataset: Development of an Accessible Repository of Anesthesia Patient Monitoring Data for ResearchNo Title. *Anesth Analg*, 584–589.
<https://doi.org/doi:10.1213/ANE.0b013e318241f7c0>

Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikäinen, M. (2020). Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *International Journal of Computer Vision*, 128(2), 261–318. <https://doi.org/10.1007/s11263-019-01247-4>

Martínez, G., Howard, N., Abbott, D., Lim, K., & Ward, R. (2018). Can

Photoplethysmography Replace Arterial Blood Pressure in the Assessment of Blood

Pressure ? *Clinical Medicine, Cvd*, 1–13. <https://doi.org/10.3390/jcm7100316>

Méndez, P., & Ibarra, J. (2014). Implementación de una red neuronal de convolución para el reconocimiento de poses en imágenes de rostros. *ACI Avances En Ciencias e Ingenierías*, 6(2), 1–6. <https://doi.org/10.18272/aci.v6i2.167>

Mendoza, K. C. (2012). Radial artery catheterism for invasive monitoring: Preventing complications, a challenge in anesthesia. *Revista Colombiana de Anestesiología*, 40(4), 262–265. <https://doi.org/10.1016/j.rca.2012.05.014>

Mousavi, S. S., Firouzmand, M., Charmi, M., Hemmati, M., Moghadam, M., & Ghorbani, Y. (2019). Blood pressure estimation from appropriate and inappropriate PPG signals using A whole-based method. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47, 196–206. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.08.022>

Penáz, J. (1992). Criteria for set point estimation in the volume clamp method of blood pressure measurement. *Physiological Research / Academia Scientiarum Bohemoslovaca*, 41(1), 5–10.

Perloff, D., Grim, C., Flack, J., & Frohlich, E. D. (2012). AHA Medical / Scientific Statement Human Blood Pressure Determination by Sphygmomanometry. *Library*, 2460–2470. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.88.5.2460>

Peterson, L. H., Dripps, R. D., & Risman, G. C. (1949). A method for recording the arterial pressure pulse and blood pressure in man. *American Heart Journal*, 37(5), 771–782. [https://doi.org/10.1016/0002-8703\(49\)90175-1](https://doi.org/10.1016/0002-8703(49)90175-1)

Ray, S., Rogers, L., Noren, D. P., Dhar, R., Nadel, S., Peters, M. J., & Inwald, D. P. (2017). Risk of over-diagnosis of hypotension in children: a comparative analysis of over

50,000 blood pressure measurements. *Intensive Care Medicine*, 43(10), 1540–1541.

<https://doi.org/10.1007/s00134-017-4843-8>

Rostami, G., Hamid, M., & Jalaeikhoo, H. (2017). Impact of the BCR-ABL1 fusion transcripts on different responses to Imatinib and disease recurrence in Iranian patients with Chronic Myeloid Leukemia. *Gene*, 627(1), 202–206.

<https://doi.org/10.1016/j.gene.2017.06.018>

Sato, T., Nishinaga, M., Kawamoto, A., Ozawa, T., & Takatsuji, H. (1993). Accuracy of a continuous blood pressure monitor based on arterial tonometry. *Hypertension*, 21(6 I), 866–874. <https://doi.org/10.1161/01.hyp.21.6.866>

Scheer, B. V., Perel, A., & Pfeiffer, U. J. (2002). Clinical review: Complications and risk factors of peripheral arterial catheters used for haemodynamic monitoring in anaesthesia and intensive care medicine. *Critical Care*, 6(3), 198–204.

<https://doi.org/10.1186/cc1489>

Suárez, O. V. (2017). Revista Cubana de medicina intensiva y emergencias. *Revista Cubana de Medicina Intensiva y Emergencias*, 17(1), 99–106.

http://www.revmie.sld.cu/index.php/mie/article/view/408/pdf_82

Yoo, S.-Y. (2019). *Reliability and Validity of Non-invasive Blood*.