

CAIS, Congreso Argentino de Informática y Salud

Descubrimiento en tiempo real de Signos Vitales en una Historia Clínica Electrónica

Fernanda Aguirre Ojea¹, Fernando Das Neves², Matías Manzotti¹, Martín Díaz Maffini¹

¹ Informática Médica, Hospital Alemán, CABA, Buenos Aires, Argentina

² Snoop Consulting, La Plata, Buenos Aires, Argentina

Resumen. La determinación y registro de signos vitales es un aspecto fundamental de la atención de pacientes. Las historias clínicas electrónicas suelen tener un formato estructurado para su registro. Se sabe que la frecuencia con la que se registran estos datos no es representativa de la realidad de su adquisición. Para intentar acortar esta brecha entre registro y adquisición, hemos creado una herramienta que extrae la información sobre la presión arterial, la frecuencia cardíaca, la frecuencia respiratoria, la altura, el peso y el nivel de dolor registrados en texto libre en las notas clínicas de pacientes ambulatorios.

1 Introducción

El Hospital Alemán (HA) de Buenos Aires es un hospital de comunidad universitario de alta complejidad con más de 150 años de existencia. Cuenta con 190 camas de internación, de las cuales 40 están destinadas a cuidados críticos, y consta de más de 50 especialidades médicas. La planta de recursos humanos es de aproximadamente 850 profesionales de planta y residentes que atienden aproximadamente 752.000 consultas ambulatorias al año y 12.000 internaciones por año.

El HA cuenta con un sistema de información sanitaria (SIS) de desarrollo propio encuadrado dentro del Plan Estratégico para la Informatización de los Procesos Hospitalarios relacionados con la Atención de los Pacientes desde el año 2005. Este SIS tiene como principal objetivo el de contar con una historia clínica única, ubicua y centrada en el paciente. Asimismo, el Plan Estratégico contempló desde sus inicios la creación y desarrollo del Servicio de Informática Médica como enlace entre las áreas asistenciales de la institución y los servicios de soporte informáticos de la misma. En este contexto se desarrolló la Historia Clínica Orientada a Problemas (HCOP); una herramienta de software de registro sanitario electrónico y longitudinal orientado a problemas de salud y centrado en el paciente para el ámbito de atención ambulatoria que se encuentra implementado desde abril del 2006.

La determinación y registro de signos vitales es una parte fundamental de la atención del paciente para controlar, mantener o modificar las medidas terapéuticas realizadas en función de estos datos objetivables. La mayoría de los registros de salud electrónicos tienen un formato estructurado para el registro de esta información, sin embargo, la frecuencia con la que se registran estos datos no es representativa de la realidad de su adquisición^[1]. Los registros de salud electrónicos suelen capturar datos de dos maneras:

en un formato estructurado y en formato de texto libre. En razón del uso de los datos clínicos para fines secundarios (para el análisis de calidad y seguridad del paciente, así como para la generación de informes y la investigación), los datos deben estar estructurados, sin embargo, el enfoque exclusivo para el ingreso de datos clínicos en forma estructurada puede resultar en falta de registro por un lado y en fatiga de los operadores por el otro dado que no se trata de su actividad principal. Como consecuencia, a la pérdida de información significativa que finalmente se ingresa en formato de texto libre ^[2]. Por ejemplo, los estudios de errores en salud a menudo utilizan revisión de datos de signos vitales estructurados retrospectivos para medir las tasas de eventos adversos. Si bien el registro de signos vitales de manera estructurada produce información clínica relevante, la revisión manual de los datos solo detecta los eventos adversos documentados y su implementación es más compleja ^[3].

Para intentar mejorar el registro de signos vitales de forma estructurada en las notas clínicas, hemos creado una herramienta que extrae la información sobre la presión arterial, la frecuencia cardíaca, la frecuencia respiratoria, la temperatura corporal, la altura, el peso y el nivel de dolor registrados en el texto libre de la historia clínica de pacientes ambulatorios en tiempo real y la registra en forma estructurada.

1.1 Objetivo

Describir el desarrollo de una herramienta que extrae la información sobre la tensión arterial, la frecuencia cardíaca, la frecuencia respiratoria, la temperatura corporal, la altura, el peso y el nivel de dolor registrados en el texto libre de la historia clínica de pacientes ambulatorios en tiempo real y la registra en forma estructurada.

2 Materiales y Métodos

Actualmente los usuarios de la HCOP generan notas clínicas asociadas a un problema de salud en cada visita de un paciente en texto libre teniendo en la misma interfaz de carga de datos campos estructurados para la carga de signos vitales como se aprecia en la Figura 1.

Nueva evolución - Fractura de femur

Texto Fichas Estudios Fotos

B I U T | | |

Plantillas de texto

Peso (kg.): 67.5 Talla (cm.): 154 FC (lat./min.): 85 TAS (mmHg): 130 SC (m²):

TAD (mmHg): 80 Temp. (°C): 37 PAbd (cm.): FR (resp./min.): 15 IMC (kg/cm²):

Dolor: 8 /10



Resumen:  

Fig. 1. Interfaz actual con campos estructurados de signos vitales

La herramienta desarrollada extrae información sobre la presión arterial, frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, temperatura corporal, altura, peso y nivel de dolor del texto de las notas clínicas en tiempo real mientras el usuario registra anotaciones en texto libre. Estos textos típicamente incluyen abreviaturas ad hoc, palabras comunes y errores de ortografía. Para entrenar la herramienta de extracción, un conjunto de notas clínicas fueron anotadas manualmente por expertos (MDM y FAO) y analizadas por el experto informático (FDN) para inferir patrones. Tales patrones se codificaron como expresiones regulares, cada una con un grado de especificidad.

El sistema desarrollado intenta detectar signos vitales aplicando primero reglas más específicas y luego probando reglas más genéricas junto con verificaciones de validez adicionales para excluir falsos positivos.

La aplicación de técnicas de aprendizaje automático más sofisticadas se evaluó, pero se rechazó debido al requisito de alta precisión y baja tasa de detección de falsos positivos en este problema específico. Los resultados de la aplicación de estos patrones y reglas en un corpus de historias clínicas fueron evaluados por un experto diferente a los que anotaron las notas originalmente (MEM), que intentó encontrar ejemplos opuestos. Con este nuevo análisis, se refinó de una manera iterativa la herramienta para aumentar la precisión y la frecuencia de detección de casos cuidando, a su vez, la aparición de falsos positivos.

El sistema se implementó en el contexto de una UIMA (Unstructured Information Management Architecture) [4]. En la herramienta, el análisis de cada nota clínica consta de varias fases: primero, una fase donde se dividen las oraciones gramaticales, seguida de una fase de tokenización que apunta a detectar palabras corrientes y, finalmente, una fase de detección de signos vitales. Los detectores de cada signo vital se implementan

como componentes independientes que la herramienta llama durante el inicio del proceso, por lo que la herramienta es escalable y debería poder acceder a nuevos componentes futuros cuando estén disponibles.

A fin de minimizar el impacto en el flujo asistencial de alta carga cognitiva de los usuarios médicos se trabajó iterativamente sobre el diseño de una interfaz con la participación de varios usuarios clave aplicando herramientas de prototipado.

Finalmente con la información de signos vitales detectada en el texto ingresado por el usuario se muestra en pantalla en el contexto de los campos estructurados de carga de dichos datos de manera que el usuario pueda verlos y eventualmente corregirlos o negarlos como se aprecia en la Figura 2. El comportamiento por defecto en el flujo de información del usuario es la aceptación de los datos sugeridos por la herramienta. Dado este comportamiento deseado de la herramienta es que se hizo hincapié en la nula detección de falsos positivos más que en la detección de absolutamente todos los casos. Para la implementación de la herramienta se ejecutó un piloto sobre un grupo usuarios clave.

Continuar escribiendo evolución - Fractura de femur

Texto Fichas Estudios Fotos

B I U T | T | |

Refiere dolor de 5/10, se toma TA 120/80 y FC 76

Plantillas de texto

Signos Vitales

TAS (mmHg):	120	<input checked="" type="checkbox"/>
TAD (mmHg):	80	<input checked="" type="checkbox"/>
FC (/min.):	76	<input checked="" type="checkbox"/>
Dolor ((de 0 a 10)):	5	<input checked="" type="checkbox"/>

Peso (kg.): 67.5 Talla (cm.): 154 FC (lat./min.): 85 TAS (mmHg): 130 SC (m²):

TAD (mmHg): 80 Temp. (°C): 37 PAbd (cm.): FR (resp./min.): 15 IMC (kg/cm²):

Dolor: 8 /10

Último guardado: 18:27:54

Resumen:

Fig. 2. Herramienta en funcionamiento

3 Resultados

Para la fase de marcado manual de signos vitales en las notas clínicas, se evaluaron 3960 notas clínicas representativas de las diferentes especialidades que registran información en el SIS de la institución en busca de signos vitales. Se identificaron en el texto libre: 2 registros de nivel de dolor (DO), 101 de frecuencia cardíaca (FC), 22 de frecuencia respiratoria (FR), 35 de peso corporal (PE), 225 de presión arterial (BP), 7 de talla (TL) y 53 de temperatura corporal (TE).

Se probaron diferentes configuraciones de la herramienta de extracción hasta obtener una especificidad y sensibilidad del 100% contra el conjunto de entrenamiento.

En análisis posteriores a la implementación de la herramienta, se detectaron casos en los cuales la herramienta no detecta signos vitales escritos en lenguaje natural, con lo cual la sensibilidad es menor al 100%, no se procedió a la medición de la misma pues no está dentro de los objetivos de este trabajo, si se trabajaron estos casos reportados en la herramienta para mejorar la sensibilidad de la misma. No se reportaron falsos positivos.

La herramienta se implementó de tal manera que se ejecutaría después de 5 segundos de inactividad del usuario (5 segundos sin tocar ni teclado ni ratón) en el registro de salud electrónico en pacientes ambulatorios y o al momento de guardar la evolución.

La tasa de registro mensual de los datos de signos vitales estructurados se midió un año antes de la implementación y se midió nuevamente después de implementar la herramienta haciendo una consulta sobre la base de datos de registros de signos vitales.

Los resultados fueron los siguientes: apariciones de FC 448, FR 122, PE 6935, TA 4156, TL 2610, TE 82, DO 15 antes y FC 4444, FR 1084, PE 8289, TA 9820, TL 3786, TE 1472, DO 1230 después de la implementación. Los aumentos se registraron en el registro de DO 82 veces más, TE 18 veces más, FC 10 veces más, FR 9 veces más, TA 2,5 veces más, TL 1,5 veces más y PE 1,2 veces más.

4 Conclusión

El registro de signos vitales en las notas clínicas se presenta en patrones que se pueden determinar y, por lo tanto, se pueden desarrollar reglas para lograr su extracción mediante el uso de herramientas que ayudan a lograr una mayor integridad de los registros. El uso de estas herramientas aumenta el registro estructurado de estos datos, lo que permite su uso secundario posterior en la toma de decisiones clínicas sea por los propios usuarios humanos o como material de consumo para otros sistemas de soporte a la toma de decisiones clínicas.

En el caso del HA, éste es el primer paso para el desarrollo e implementación de una serie de herramientas de procesamiento de lenguaje natural que contempla la detección y gestión de abreviaciones, la detección y gestión de entidades clínicas y el manejo del copiado y pegado en notas clínicas en el contexto de mejora de la calidad de los registros sanitarios y el interés de la institución de aplicar a la acreditación con Joint Commission International.

Referencias

1. OV Patterson, M Jones, Y Yao, B Viernes, PR Alba, TJ Iwashyna, SL DuVall. Extraction of Vital Signs from Clinical Notes. *Medinfo*. 1035 (2015).
2. RC Barrows, M Busuioc, C Friedman. Limited parsing of notational text visit notes: Ad-hoc vs. NLP approaches. *Proc AMIA Symp*. 51, 5 (2000).
3. S Hyun, S Bakken, C Friedman, S Johnson. Natural language processing challenges in HIV/AIDS clinic notes. *AMIA Annu Symp Proc*. 872 (2003).
4. <http://uima.apache.org/>. Accessed 11/20/2018.