



**UNIVERSIDAD AUTONOMA DEL ESTADO
DE HIDALGO
INSTITUTO DE CIENCIAS DE LA SALUD
AREA ACADEMICA DE MEDICINA
SECRETARIA DE SALUD DEL ESTADO DE
HIDALGO
HOSPITAL GENERAL PACHUCA**



PROYECTO TERMINAL

**UTILIDAD DE LA CALCULADORA “AKI PREDICTOR” PARA PREDECIR LESION
RENAL AGUDA EN LOS PACIENTES DEL SERVICIO DE URGENCIAS DEL
HOSPITAL GENERAL DE PACHUCA**

PARA OBTENER EL DIPLOMA DE ESPECIALISTA EN MEDICINA DE URGENCIAS

QUE PRESENTA LA MEDICO CIRUJANO

NANCY ANEL HERNANDEZ ROQUE

**M.C. ESP. JUAN JOSÉ REYES VALERIO
PROFESOR TITULAR DE LA ESPECIALIDAD DE MEDICINA DE URGENCIAS**

**M.C. ESP. RUBEN ISAI MONTAÑO ISLAS
MEDICO ESPECIALISTA EN MEDICINA DE URGENCIAS**

**DR. DAVID LOPEZ ROMERO
ASESOR METODOLÓGICO UNIVERSITARIO**

**DR. EN C. ANDRES SALAS CASAS
ASESOR METODOLÓGICO UNIVERSITARIO**

PACHUCA DE SOTO HIDALGO, ABRIL DEL 2021

DE ACUERDO CON EL ARTÍCULO 77 DEL REGLAMENTO GENERAL DE ESTUDIOS DE POSGRADO VIGENTE, EL JURADO DE EXAMEN RECEPCIONAL DESIGNADO, AUTORIZA PARA SU IMPRESIÓN EL PROYECTO TERMINAL TITULADO

"UTILIDAD DE LA CALCULADORA "AKI PREDICTOR" PARA PREDECIR LESION RENAL AGUDA EN LOS PACIENTES DEL SERVICIO DE URGENCIAS DEL HOSPITAL GENERAL DE PACHUCA"

QUE PARA OBTENER EL DIPLOMA DE ESPECIALISTA EN MEDICINA DE URGENCIAS QUE SUSTENTA LA MEDICO CIRUJANO:

NANCY ANEL HERNANDEZ ROQUE

PACHUCA DE SOTO HIDALGO, ABRIL DEL 2021

POR LA UNIVERSIDAD AUTONOMA DEL ESTADO DE HIDALGO

M.C. ESP. ADRIÁN MOYA ESCALERA
DIRECTOR DEL INSTITUTO DE CIENCIAS DE LA SALUD

M.C. ESP. LUIS CARLOS ROMERO QUEZADA
JEFE DEL ÁREA ACADEMICA DE MEDICINA

M.C. ESP. Y SUB. ESP. MARÍA TERESA SOSA LOZADA
COORDINADORA DE ESPECIALIDADES MEDICAS

DR. DAVID LOPEZ ROMERO
ASESOR METODOLÓGICO UNIVERSITARIO

DR. EN C. ANDRES SALAS CASAS
ASESOR METODOLÓGICO UNIVERSITARIO



POR EL HOSPITAL GENERAL DE PACHUCA DE LA SECRETARIA DE SALUD DE HIDALGO

M.C. ESP. ANTONIO VAZQUEZ NEGRETE
DIRECTOR DE UNIDADES MEDICAS ESPECIALIZADAS Y DIRECTOR DEL HOSPITAL GENERAL PACHUCA

M.C. ESP. SERGIO LÓPEZ DE NAVA Y VILLASANA
DIRECTOR DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN

M.C. ESP. JUAN JOSE REYES VALERIO
PROFESOR TITULAR DE LA ESPECIALIDAD DE MEDICINA DE URGENCIAS

M.C. ESP. RUBEN ISAI MONTAÑO ISLAS
MEDICO ESPECIALISTA EN MEDICINA DE URGENCIAS
ASESOR CLÍNICO DEL PROYECTO TERMINAL





Secretaría de Salud
Hidalgo crece



Hospital General de Pachuca

Por una buena salud bucal ¡Reduzcamos el impacto de las enfermedades orales!

Dr. Sergio López de Nava y Villasana
Subdirección de Enseñanza, Capacitación e Investigación

Dependencia:	Secretaría de Salud
U. Administrativa:	Hospital General Pachuca
Área Generadora:	Departamento de Investigación
No. De Oficio:	309 /2021

Pachuca, Hgo., a 24 de marzo de 2021

MC NANCY ANEL HERNÁNDEZ ROQUE
ESPECIALIDAD EN MEDICINA DE URGENCIAS
PRESENTE

Me es grato comunicarle que se ha analizado el informe final del estudio: Utilidad de la calculadora "AKI predictor" para predecir lesión renal aguda en los pacientes del Servicio de Urgencias del Hospital General de Pachuca, y cumple con los requisitos establecidos por el Comité de Investigación y por el Comité de Ética en Investigación, por lo que se autoriza la **Impresión de proyecto terminal**.

Al mismo tiempo, le informo que deberá dejar dos copias del documento impreso y un CD en la Dirección de Enseñanza, Capacitación e Investigación, la cual será enviada a la Biblioteca.

Sin otro particular reciba un cordial saludo.

A T E N T A M E N T E



DEPARTAMENTO DE INVESTIGACIÓN

Dr. Juan José Reyes Valerio.- Profesor Titular de la Especialidad de Medicina de Urgencias.

M. en C. ESP. Rubén Isaí Montaña Islas.-Especialista en Medicina de Urgencias con alta Especialidad en Medicina Crítica y Asesor de Tesis.

Autorizó:	Dr. Sergio López de Nava y Villasana.-Subdirección de Enseñanza, Capacitación e Investigación
Revisó:	M. en C. María Alma Olvera Villa.-Investigadora
Realizó:	C. Elyda Alejandra Reséndiz Islas - Secretaria de Investigación

AGRADECIMIENTOS

Al Hospital General de Pachuca por abrirme sus puertas y permitirme el desarrollo de conocimientos y habilidades en estos 3 años.

A mis padres que son mi baluarte y motivación para avanzar cada día; su calidad humana, trabajo y esfuerzo son mi ejemplo en esta vida.

A mis hermanos y sobrino por su motivación y cariño.

A Dios.

¡Gracias!

INDICE

RESUMEN	1
I. MARCO TEÓRICO	2
II. ANTECEDENTES.....	7
III. JUSTIFICACIÓN	16
IV. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	18
IV.1 Pregunta de investigación	19
IV.2 Objetivos	19
IV.3 Hipótesis	19
V. MATERIAL Y MÉTODOS	21
V.1 Diseño de la investigación	21
V.2 Análisis estadístico de la investigación	21
V.3 Ubicación espacio-temporal	22
V.3.1 Lugar	22
V.3.2 Tiempo	22
V.3.3 Persona	22
V.4 Selección de la población de estudio	22
V.4.1 Criterios de inclusión.....	22
V.4.2 Criterios de exclusión.....	22
V.4.3 Criterios de eliminación.....	23
V.5 Determinación del tamaño de muestra y muestreo	23
V.5.1 Tamaño de muestra	23
V.5.2 Muestreo	24
V.6 Definición operacional de variables.....	24
V.7 Descripción general del estudio	28
VI. ASPECTOS ÉTICOS	30
VII. RECURSOS HUMANOS, FÍSICOS Y FINANCIEROS	32
VIII. RESULTADOS.....	34
IX. DISCUSIÓN.....	43

X. CONCLUSIONES.....	46
XI. RECOMENDACIONES	47
XII. ANEXOS.....	48
XIII. BIBLIOGRAFÍA.....	50

RESUMEN

Introducción. En pacientes que ingresan al servicio de urgencias se ha descrito que el 20-50% desarrollan lesión renal aguda (LRA), por lo que al ser tan frecuente merece atención especial y es importante el estudio de predictores para esa condición.

Objetivo general. Determinar la utilidad de la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda en pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca.

Material y método. Se realizó un estudio analítico, longitudinal, de predicción, retrospectivo de pacientes del servicio de Urgencias en el periodo Julio-Diciembre del 2020. Se llevó a cabo un muestro probabilístico obteniendo los registros clínicos de interés para introducir a la calculadora *AKI predictor* y estimar la probabilidad de LRA. Posteriormente, con base a los criterios AKIN se determinó si los pacientes desarrollaron LRA a lo largo de 7 días posteriores al ingreso. Mediante curvas ROC, cálculo de sensibilidad, especificidad y regresión logística binaria se estimó si la probabilidad estimada por la calculadora predice significativa e independientemente el desarrollo de LRA. Se consideró significativo $p < 0.05$.

Resultados. De los 288 pacientes encontramos una incidencia de LRA durante la semana posterior al ingreso del 31.6%. La probabilidad media estimada de LRA con la calculadora *AKI predictor* fue $34.8 \pm 14.7\%$; su AUC para predicción de LRA fue de 0.952 ($p < 0.001$); con un punto de corte de 39.5% (sensibilidad de 91.2%, especificidad de 90.4%).

Conclusiones. La calculadora *AKI predictor* es útil y altamente precisa para identificar a pacientes en alto riesgo de LRA, con un punto de corte ideal de 39.6. Por lo que se recomienda su uso en el servicio de urgencias.

Palabras clave. Calculadora, AKI predictor, lesión renal aguda, urgencias.

I. MARCO TEÓRICO

1. Definición y criterios diagnósticos de lesión renal aguda

La definición de Lesión Renal Aguda (LRA) ha variado constantemente a través de los últimos años, existiendo grandes dificultades para definirla dado a la falta de unificación de criterios para su identificación generando la necesidad del desarrollo de una definición adecuada¹.

En el año 2007 se publicaron los resultados de una segunda conferencia de consenso realizada con miembros representantes en Cuidados Críticos y Nefrología (Acute Kidney Injury Network [AKIN]) en la que se propuso el método AKIN² con el objetivo de mejorar la sensibilidad y especificidad del sistema RIFLE, el cual puede resultar más práctico ya que permite una identificación más temprana de la LRA, no requiere de una creatinina previa y tampoco de la determinación de tasa de filtración glomerular³.

Criterios de AKIN para LRA

La clasificación de AKIN consiste en una serie de criterios que fueron propuestos por el grupo de trabajo AKIN en el años 2005 en Amsterdam. La clasificación de AKIN se basa en los valores de creatinina sérica y su elevación, así como también en la afectación de la uresis en periodos establecidos de tiempo. Estos criterios sólo deben de ser aplicados cuando el paciente ha alcanzado un estado de hidratación adecuado. Se ha comparado esta escala con otras como la escala RIFLE (Risk: riesgo de disfunción renal; Injury: injuria renal; Failure: falla de la función renal; Loss: pérdida de la función renal y End-stage: enfermedad renal terminal) y se ha demostrado que existe una mejoría en cuanto a la sensibilidad y especificidad para el diagnóstico de pacientes con LRA, aunque no se ha observado que me la precisión en el pronóstico de los pacientes⁴. La tabla 1 muestra los criterios de AKIN para LRA.

Tabla 1. Criterios de AKIN de definición y severidad de la LRA^{5,6}		
<i>Estadio</i>	<i>Criterios CrS</i>	<i>Criterios de diuresis</i>
1	Incremento de CrS ≥ 0.3 mg/dL (26.4 μ mol/L) o aumento de 1.5 a 2 veces sobre basal	<0.5 mL/kg/h en 6 h
2	Incremento de CrS de 2 a 3 veces sobre basal	<0.5 mL/kg/h en 12 h
3	Incremento de CrS >3 veces sobre basal o CrS ≥ 4.0 mg/dL (>354 μ mol/L) con un aumento de al menos 0.5 mg/dL (44 μ mol/L)	<0.3 mL/kg/h en 24 h o anuria 12 h
CrS, creatinina sérica		

Criterios KDIGO para LRA

La guía de práctica clínica para LRA de Las pautas globales mejoradas de la enfermedad renal (Kidney Disease Improving Global Guidelines [KDIGO]) sugiere que la LRA debe clasificarse de acuerdo con la gravedad, como se describe en la tabla 2. Este sistema de estadificación se sustenta con base en múltiples estudios que muestran que el riesgo de muerte y la terapia de reemplazo renal aumentan con cada etapa⁷ y se basa en una medición de creatinina sérica de referencia (línea de base) para calcular un cambio relativo y estadificar la gravedad de la LRA⁸.

Tabla 2. Criterios de KDIGO de definición y severidad de la LRA⁷		
Estadio	Criterios CrS	Criterios de diuresis
1	Incremento de CrS ≥ 0.3 mg/dl (26.5 μ mol/L) o aumento de 1.5 a 1.9 veces sobre basal	<0.5 ml/kg/h en 6-12 h
2	Incremento de CrS de 2.0 a 2.9 veces sobre basal	<0.5 ml/kg/h en ≥ 12 h
3	Incremento de CrS 3 veces sobre basal o incremento de CrS ≥ 4.0 mg/dl (>353.6 μ mol/L) o inicio de TRR o en pacientes <18 años con una disminución de <35mL/min/1.73m ² en eGFR	<0.3 ml/kg/h en ≥ 24 h o anuria ≥ 12 h
CrS, creatinina sérica; TRR, terapia de reemplazo renal; eGFR, tasa de filtración glomerular estimada		

2. Epidemiología de LRA en urgencias y en pacientes hospitalizados.

Actualmente, la incidencia de LRA en urgencias y unidad de cuidados intensivos (UCI) ha aumentado debido al mayor reconocimiento. Los primeros estudios epidemiológicos se vieron confundidos por definiciones erráticas de LRA hasta que las guías de consenso recientes (RIFLE, AKIN y KDIGO) estandarizaron su definición. La incidencia de LRA en pacientes de la UCI varía entre el 20% y el 50%, observándose una menor incidencia en pacientes quirúrgicos electivos y una mayor incidencia en pacientes con sepsis. La incidencia de LRA inducida por contraste es menor (11.5 -19.0% de todos los ingresos) que la observada en la población de la

UCI en general. La LRA representa un factor de riesgo significativo de mortalidad y puede asociarse con una mortalidad superior al 50%⁹.

Se ha observado que la LRA ocurre en 1 de cada 5 pacientes adultos hospitalizados^{8,10} y se asocia con una probabilidad de muerte más de cuatro veces mayor¹⁰. Mientras que en urgencias se ha reportado un incidencia de 2.8% y se asocia con una mortalidad hospitalaria del 24.4%, esta se ha reportado predominantemente en las primeras etapas del ingreso hospitalario, pero aquellos que sobreviven hasta el alta tienen una morbilidad y mortalidad significativas a largo plazo¹¹.

3. Factores de riesgo y predictores para lesión renal aguda en el paciente en urgencias y/o hospitalizado

-Qué es un factor de riesgo y qué es un predictor

Un factor de riesgo es cualquier característica o circunstancia detectable de una persona o grupo de personas que se sabe asociada con un aumento en la probabilidad de padecer, desarrollar o estar especialmente expuesto a un proceso mórbido. Estos factores de riesgo (biológicos, ambientales, de comportamiento, clínicos, socio-culturales, económicos, etc.) pueden sumándose unos a otros, aumentar el efecto aislado de cada uno de ellos produciendo un fenómeno de interacción¹².

Mientras que un factor predictor o predictivo se refiere a un rasgo que aumenta el riesgo de una persona de presentar una afección o enfermedad en el futuro en comparación con personas no expuestas. En este sentido sirven como elemento para predecir la futura presencia de una enfermedad^{12,13}.

-Qué factores de riesgo y predictores conocidos para LRA en pacientes hospitalizados existen

A continuación, en la tabla 3 se enlistan los factores de riesgo y predictores conocidos para LRA estratificados como no modificables y posiblemente modificables.

Tabla 3. Factores de riesgo y predictores de LRA⁸
<i>No modificable</i>
■ Vejez
■ Sexo masculino
■ Raza negra
■ Enfermedad renal crónica preexistente
■ Proteinuria o relación albúmina / creatinina elevada
■ Hipertensión
■ Diabetes mellitus
■ Enfermedad hepática crónica y / o complicaciones de la hipertensión portal
■ Insuficiencia cardíaca y / o fracción de eyección disminuida
■ Enfermedad de las arterias coronarias y / o infarto de miocardio reciente
■ Enfermedad pulmonar obstructiva crónica
■ Enfermedad vascular periférica
■ Neoplasias
<i>Potencialmente modificable</i>
■ Anemia
■ Enfermedad crítica
■ Sepsis
■ Trauma
■ Cirugía cardíaca
■ Cirugía mayor no cardíaca
■ Exposición a medios de contraste
■ Sobrecarga de líquidos
■ Reanimación con fluidos con coloides sintéticos o soluciones ricas en cloruro
■ Toxicidad farmacológica, interacciones farmacológicas o medicamentos nefrotóxicos
■ Procedimientos de emergencia o de alto riesgo

II. ANTECEDENTES

Calculadora AKI predictor

-Qué es la calculadora AKI predictor

Aunque actualmente no existe un tratamiento eficaz que pueda atenuar el curso de la LRA, su predicción temprana para la detección de los pacientes en riesgo podría ser un primer paso en el descubrimiento y evaluación de nuevas terapias. Bajo esta premisa surge la calculadora *AKI predictor*, una herramienta predictiva para pacientes ingresados en UCI. AKI predictor utiliza las características disponibles de los pacientes de forma rutinaria y puede predecir si un paciente adulto desarrollará alguna etapa de LRA (según lo definido por los criterios de creatinina sérica de KDIGO) durante la primera semana de estadía en la UCI^{14,15}.

El predictor de AKI se basa en un extenso análisis estadístico retrospectivo de datos de un gran número de pacientes adultos en UCI. Se han desarrollado 3 modelos de acuerdo con el momento de disponibilidad de la información clínica de un paciente críticamente enfermo en una UCI: un modelo de referencia que utiliza solo datos demográficos y datos conocidos antes de la admisión en la UCI; un modelo de admisión que agrega los datos disponibles al ingreso a la UCI; y un modelo de día 1 que, además, utiliza datos disponibles el primer día en UCI. De esta manera, se puede estimar el riesgo de desarrollar LRA antes del ingreso en la UCI, en el momento del ingreso en la UCI y después de las primeras 1-24 horas en la UCI. Se cree que los parámetros utilizados por los modelos están disponibles en la mayoría de los pacientes de UCI en todo el mundo. Además, los modelos son escasos y utilizan una cantidad relativamente baja de atributos. Sin embargo, debido a que se desarrollaron y validaron en la base de datos EPaNIC (producto de un gran ensayo clínico prospectivo multicéntrico aleatorizado) el rendimiento y la validez del modelo en conjuntos de datos de otros centros pueden ser diferentes del rendimiento en el conjunto de datos EPaNIC original. Estos modelos son un trabajo en progreso y se

pueden validar y recalibrar aún más utilizando más datos multicéntricos. Los modelos requieren validación externa prospectiva^{14,15}.

-Qué variables toma en cuenta

En la tabla 4 se presentan las variables solicitadas por la calculadora AKI predictor en pre-admisión a UCI y al ingreso.

Tabla 4. Variables AKI predictor^{14,15}.
<i>Información pre-admisión</i> <ul style="list-style-type: none">• Edad (18-99 años)• Creatinina sérica basal (0-7 mg/dl)• Paciente diabético / Paciente no diabético• Admisión planificada / no planificada• Categoría quirúrgica / médica (Cirugía de trasplante/ Cirugía cardiovascular [no trasplante]/ Cirugía abdominal/ Cirugía de tórax [no cardíaca]/ Otras: médica, trauma, etc.)
<i>Información al ingreso a la UCI</i> <ul style="list-style-type: none">• Glucosa en sangre al ingreso en UCI (25-750 mg /dl)• Sepsis sospechada / no sospechada al ingreso a la UCI• Soporte hemodinámico al ingreso en UCI (ninguno, mecánico, farmacológico, ambos)

-Cómo calcula el riesgo de lesión renal aguda

AKI predictor define y clasifica la LRA con base en los criterios de creatinina sérica de KDIGO. Esta calculadora realiza 2 tareas de predicción: 1)AKI-123: predicción del desarrollo de cualquier estadio de LRA durante la primera semana de estancia en UCI; y 2) AKI-23: predicción del desarrollo de LRA estadio 2 o 3 durante la primera semana de estadía en la UCI¹⁶.

Para cada tarea de predicción, hay cuatro modelos en serie, basados en la información clínica disponible en la cabecera de la cama en puntos de tiempo sucesivos: 1) modelo de referencia, que utiliza únicamente datos demográficos y datos conocidos antes de la admisión en la UCI; 2) modelo de admisión, que se suma a lo anterior, datos disponibles al ingreso en la UCI; 3) modelo Día1, que se suma a lo anterior, datos disponibles el primer día en la UCI; y 4) modelo Día1 +, que suma a lo anterior, datos de las primeras 24 h de monitorización y medicación administrada, así como datos sobre el uso de radiocontraste durante la semana previa al ingreso en UCI hasta el primer día en UCI. Estos modelos emplean un algoritmo de aprendizaje automático bosque aleatorio y se basan en los de datos de investigación EPaNIC¹⁶.

Las variables que toma en cuenta esta herramienta, fueron seleccionadas en función de la revisión de la literatura, la opinión de los expertos, la disponibilidad en el conjunto de datos y un análisis de eliminación de arranque hacia atrás (eMethods)¹⁶.

Estudios previos sobre la utilidad de la calculadora *AKI predictor* y otros modelos, para predecir lesión renal aguda

Algunos estudios previos han evaluado la utilidad de la calculadora *AKI predictor* u otros modelos de predicción, tal como se muestra a continuación.

En 2016 se analizaron los registros médicos electrónicos (RME) de 25,521 estancias hospitalarias de pacientes ancianos y tuvieron como objetivo predecir dentro de las primeras 24h de ingreso si un paciente desarrollaría LRA durante la hospitalización. Este estudio demostró solo un rendimiento modesto en todos los modelos de aprendizaje automático (AA) (máquinas de vectores de soporte, árboles de decisión y Bayes ingenuo), con un área bajo la curva característica operativa del receptor (AUROC) que oscila entre 0.621 y 0.664, y un mejor rendimiento de la

regresión logística con un AUROC de 0.743. El antecedente de LRA previa, el uso de fármacos combinados como los inhibidores de la enzima convertidora de angiotensina (ECA), los fármacos antiinflamatorios no esteroideos (AINE), los diuréticos y la presencia de afecciones comórbidas como la insuficiencia respiratoria resultaron importantes tanto para la detección de la LRA como para la predicción del riesgo.¹⁷.

Un estudio retrospectivo en 2016 de 50,318 pacientes quirúrgicos adultos y comparó cuatro enfoques de modelado predictivo de AA para dos complicaciones posoperatorias importantes, utilizando datos de RME. Este estudio demostró que la elección del enfoque de modelado predictivo afectó el rendimiento de la predicción del riesgo de LRA posoperatoria y sepsis; específicamente, los modelos aditivos generalizados mostraron el mejor rendimiento con un AUROC de 0.858. El modelo incluyó variables demográficas, de tipo de seguro, socio-demográficas, comorbilidades, características quirúrgicas, resultados de admisión y preoperatorios de laboratorio y medicamentos del día de admisión¹⁸⁻¹⁹.

En 2017 se comparó varios modelos AA (bosque aleatorio, red neuronal y Bayes ingenuo) y métodos de regresión logística para predecir la LRA en un estudio retrospectivo de 2,003 pacientes. Ambos métodos tuvieron un buen rendimiento en la detección de LRA, pero lo que es más importante, los métodos de regresión logística a lo largo del tiempo requirieron más actualizaciones que los métodos de bosque aleatorio o redes neuronales para compensar la predicción excesiva. Para este estudio se incluyeron 29 factores predictores, entre ellos los de mayor rango en desarrollo fueron: TFG media en la ventana de admisión, cambio en la TFG durante la ventana de admisión, TFG media de pacientes ambulatorios antes del ingreso, nitrógeno ureico en sangre, IMC al ingreso, recuento de glóbulos blancos, plaquetas, fosfatasa alcalina, glucosa y desviación estándar de la TFG previa a la admisión. Las variables con cambios en asociación correspondieron a: edad, recuento de TFG durante el período de admisión, antecedentes de hipertensión, antecedentes de diabetes mellitus, ECA en los 90 días anteriores al ingreso,

bloqueador de los canales de calcio dentro de los 90 días anteriores al ingreso, antecedentes de cáncer, antecedentes de dislipidemia, fluoroquinolonas durante el período de admisión, lactato líquido intravenoso, vancomicina durante la ventana de admisión, antecedentes de obstrucción pulmonar crónica, penicilinas durante la ventana de admisión, antieméticos durante la ventana de admisión y antieméticos dentro de los 90 días previos a la admisión¹⁹.

También fueron desarrollados otros modelos de predicción de LRA en 2017 basados en AA utilizando RME de 48,955 ingresos hospitalarios y concluyeron que el mejor modelo para predecir LRA en 24 h tenía un AUROC de 0.76 logrado mediante un algoritmo de bosque aleatorio. De hecho, este algoritmo AA podría predecir LRA 2 días con AUC de 0.73 y 3 días antes con AUC de 0.700. El modelo incluyó factores demográficos (edad, género, raza); signos vitales (IMC, PA diastólica, PA sistólica, pulso, temperatura); pruebas de laboratorio (albúmina, ALT, AST, amoniaco, bilirrubina en sangre, BUN, Ca, CK-MB, CK, glucosa, lipasa, plaquetas, troponina, leucocitos); comorbilidades, diagnóstico de admisión y medicamentos²⁰.

Otro ejemplo fue un predictor de riesgo de IRA clínico y proteómico con un enfoque AA (operador de selección y contracción mínima absoluta (LASSO) con regresión logística) en un estudio prospectivo de 889 pacientes sometidos a angiografía coronaria. El predictor de riesgo incluía antecedentes de diabetes, relación nitrógeno ureico / creatinina en sangre, proteína c reactiva, osteopontina, antígeno similar al CD5 y factor VII y tenía un AUROC de 0.790 para predecir la LRA durante el procedimiento²¹.

Para el 2019 se llevó a cabo un modelo de aumento de gradiente, que podía predecir LRA en el servicio de urgencias, las salas y la UCI. Su modelo incluyó datos de 121,158 admisiones, como datos demográficos de los pacientes, signos vitales, laboratorios, intervenciones clínicas y diagnósticos, y demostró una precisión cada

vez mayor en la gravedad de la LRA, proporcionando un AUROC superior a 0.900 para el requerimiento de terapia de reemplazo renal en 72 h²².

Un estudio retrospectivo en 2018 de 947,091 pacientes sometidos a intervención coronaria percutánea comparó la regresión logística y el impulso del descenso del gradiente para detectar si los algoritmos de AA podrían mejorar la predicción de la LRA. Su algoritmo tuvo un buen rendimiento en la detección de LRA con un AUROC 0.728. El modelo de predicción de riesgo incluyó 12 variables, a saber, edad, insuficiencia cardíaca, shock cardiogénico en 24 h, paro cardíaco en 24 h, diabetes, enfermedad arterial coronaria, función renal basal, fuente de ingreso, índice de masa corporal, estado de emergencia y ventrículo izquierdo. fracción de eyección²³.

En otro estudio retrospectivo de 2,076,694 pacientes sometidos a intervención coronaria percutánea, se aplicó un método AA para predecir el riesgo de LRA según el volumen de contraste. El modelo aditivo generalizado produjo un AUROC de 0.777 (IC del 95%, 0.775–0.779) para predecir el riesgo de un aumento del nivel de creatinina de al menos 0.3 mg /dl. El modelo se desarrolló a partir de un 50% aleatorio de la cohorte y el rendimiento se evaluó en el 50% restante de la cohorte. La asociación del volumen de contraste con el riesgo de LRA no fue lineal, y este modelo resultó útil para cuantificar el riesgo individual y ajustar el volumen de contraste para disminuir el riesgo de LRA²⁴.

Para el 2019 fue llevado a cabo un modelo de red neuronal recurrente, que predijo el 55.8% de todos los episodios de LRA hospitalarios y el 90.2% de todas las diálisis, refiriendo LRA hasta 48h antes en 703,782 pacientes adultos de centros hospitalarios y ambulatorios. Este modelo de AA tuvo un gran rendimiento con un AUROC de 0.921 y, en cada momento, arrojó el riesgo de aparición de LRA en las siguientes 48h, lo que permitió la pronta implementación de estrategias preventivas y de tratamiento²⁵.

MySurgeryRisk, es un algoritmo AA (Aprendizaje Automático) desarrollado en 2019 y validado internamente a partir de una cohorte retrospectiva de un solo centro de 2,911 adultos que se sometieron a cirugía. Este modelo de bosque aleatorio combinó variables preoperatorias e intraoperatorias y tuvo un AUROC de 0.860 para predecir el riesgo de desarrollar LRA posoperatoria. La evaluación de riesgo preoperatoria utilizó datos demográficos, socioeconómicos, administrativos, clínicos, farmacéuticos y de laboratorio disponibles antes de la cirugía para derivar 285 características predictoras preoperatorias de 69 variables preoperatorias.²⁶

Igualmente en el 2019 se desarrollaron y compararon diferentes modelos de AA (árboles potenciados por gradientes, regresión logística y aprendizaje profundo) para predecir LRA a partir de los valores de laboratorio, los signos vitales y las pendientes en 151,098 ingresos en la UCI. El método de árboles potenciados por gradiente fue el modelo más preciso con un AUROC de 0.834, para el cual la variable más importante fue la pendiente de la creatinina mínima²⁷.

Otro ejemplo de uso de modelos de AA (regresión logística, bosque aleatorio y árbol de decisión de aumento de gradiente) para predecir el riesgo de mortalidad fue el caso de 58,976 pacientes con LRA ingresados en una UCI, estratificados según los estadios de gravedad de la LRA. El árbol de decisión de aumento de gradiente presentó un mejor rendimiento que otros modelos para la predicción de la mortalidad. Los factores predictivos fueron demográficos (género, edad y etnia); medicamentos desde el ingreso a la UCI hasta el momento de la predicción (diuréticos, AINE, agentes de radiocontraste y angiotensina); comorbilidades (insuficiencia cardíaca congestiva, vascular periférica, hipertensión, diabetes, enfermedad hepática, infarto de miocardio, enfermedad de las arterias coronarias, cirrosis e ictericia); gráficos de eventos (signos vitales medidos al lado de la cama, presión arterial diastólica, glucosa, frecuencia cardíaca, presión arterial media, frecuencia respiratoria, SpO₂, presión arterial sistólica y temperatura); Resultados de pruebas de laboratorio (bicarbonato, nitrógeno ureico en sangre, calcio, cloruro, creatinina, hemoglobina, índice internacional normalizado, plaquetas, potasio,

tiempo de protrombina, tiempo de tromboplastina parcial y recuento de glóbulos blancos); el promedio de la producción de orina y el valor mínimo de la TFG_e estimada.²⁸.

En pacientes quemados fue desarrollado un método AA (vecino k-más cercano) para predecir LRA en 50 pacientes quemados, que incluyó mediciones de lipocalina asociada a gelatinasa de neutrófilos, diuresis, creatinina sérica y péptido natriurético de tipo B N-terminal medido dentro de las primeras 24 h de ingreso. Este método tuvo un gran rendimiento con un AUROC de 0.920 y logró una precisión del 90% al 100% para identificar la LRA, con un tiempo medio de reconocimiento de 18 h²⁹.

En 6,682 pacientes de UCI, se identificaron predictores de LRA sensible al volumen, como la edad, la concentración de creatinina urinaria, la concentración máxima de nitrógeno ureico en sangre y la albúmina utilizando métodos de AA. Su modelo (refuerzo de gradiente) tenía un AUROC de 0.860 y podría resultar útil para estratificar a los pacientes con oliguria que responden a los líquidos y adoptar medidas terapéuticas inmediatas³⁰.

En 2019, se estudió una cohorte retrospectiva de 23,950 pacientes adultos en UCI y desarrollaron un modelo predictivo por regresión logística para la predicción temprana de LRA en las primeras 72 h tras el ingreso en la UCI con un AUROC de 0.783. Su modelo incluía mediciones del primer día de variables fisiológicas, pero no medicamentos ni procedimientos, con el fin de detectar qué deterioro de las líneas de base fisiológicas de los pacientes predice la LRA. Esto fue validado de forma cruzada con algoritmos AA, demostrando una predicción precoz y precisa de LRA con su puntuación de predicción de riesgo³¹.

Solo dos estudios se han realizado hasta el momento con la calculadora AKI predictor. A continuación, se presentan.

El primero se llevó a cabo en 2017, realizándose un estudio observacional prospectivo de 252 pacientes críticamente enfermos y comparó las predicciones de AKI de los médicos y un método de bosque aleatorio, AKIpredictor. No hubo diferencias estadísticamente significativas en la discriminación entre médicos y AKIpredictor; sin embargo, los médicos sobrestimaron el riesgo y AKIpredictor permitió la selección de pacientes de alto riesgo o redujo los falsos positivos, y proporcionó su predicción antes que los médicos¹⁶.

Posteriormente en 2019 compararon el valor predictivo de AKI predictor con las predicciones de los médicos en un estudio prospectivo con 250 en cinco UCI de un centro académico terciario. Treinta (12%) pacientes desarrollaron AKI-23. El desempeño de los médicos y AKI predictor fue, respectivamente, al ingreso en la UCI, AUROC 0.80 [0.69-0.92] vs 0.75 [0.62-0.88] (n = 120, p = 0.25) con un beneficio neto en los rangos 0-26% vs 0-74%; en la primera mañana, AUROC 0.94 [0.89–0.98] vs 0.89 [0.82–0.97] (n = 187, p = 0.27) con el beneficio neto principal en los rangos de 0–10% vs 0–48%; después de 24 h, AUROC 0.95 [0.89–1.00] vs 0.89 [0.79–0.99] (n = 89, p = 0.09) con el beneficio neto principal en los rangos 0–67% vs 0–50%. El estudio concluyó que AKIpredictor logró un desempeño discriminativo similar al de los médicos para la predicción de AKI-23, y un beneficio neto más alto en general, porque los médicos sobrestimaron el riesgo de AKI. Lo que sugiere un valor agregado de la estratificación sistemática del riesgo por parte del AKIpredictor a las predicciones de los médicos, en particular para seleccionar pacientes de alto riesgo o reducir falsos positivos en estudios que evalúan terapias nuevas y potencialmente dañinas³².

III. JUSTIFICACIÓN

La LRA es una complicación frecuente en pacientes hospitalizados, que se asocia con peores resultados a corto y largo plazo debido a mayor riesgo de morbilidad y mortalidad hospitalaria y a largo plazo. Teniendo en cuenta el impacto de LRA en los resultados, nuestro estudio pretende describir el uso de una herramienta para identificar a los pacientes con riesgo de LRA y en consecuencia determinar la tasa de LRA en el Hospital General de Pachuca aportando así más datos para el análisis de esta patología en México y que se le otorgue la importancia que merece.

La calculadora *AKI Predictor* es un modelo de puntaje de riesgo que integra comorbilidades crónicas y eventos agudos al ingreso en la UCI puede identificar a los pacientes con alto riesgo de desarrollar LRA, el cual puede ser utilizado en el área de urgencias de nuestro Hospital y además podría representar de ser significativo un avance para detectar y estratificar a los pacientes para la prevención primaria, la vigilancia y la intervención terapéutica temprana para mejorar la atención y los resultados de los pacientes con adscripción al centro donde se llevará a cabo el presente estudio.

En nuestro medio y debido a que las estrategias basadas en biomarcadores aislados son costosas y tienden a fracasar debido a su pobre capacidad predictiva, pretendemos utilizar la *AKI Predictor*, la cual se encuentra basada en variables clínicas habitualmente disponibles en el servicio de urgencias desde la llegada del paciente al servicio en nuestro Hospital General de Pachuca, por lo que consideramos relevante evaluar su utilidad para predecir con precisión el riesgo de LRA.

Además, consideramos necesario el estudio de la LRA ya que como se ha comentado se asocia con una mayor gravedad de la enfermedad así como deterioro del pronóstico del paciente y sigue siendo un desafío importante en el servicio de

urgencias debido a su ocurrencia común, falla en la identificación temprana, altos costos del tratamiento y la mortalidad inaceptablemente alta.

A pesar de ser poco comunes en la práctica clínica, el uso de los sistemas predictores como la calculadora "*AKI Predictor*" podría ser de utilidad en nuestro hospital para identificar a pacientes con alta probabilidad de LRA que requieren monitoreo periódico de su función renal.

Dado que se desconoce si la calculadora "*AKI Predictor*" es útil en el escenario de urgencias, ya que solo se ha probado en Cuidados Intensivos, la realización de este estudio podría contribuir a validar su uso en pacientes de urgencias.

IV. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La LRA ha sido reconocida como un importante problema de salud pública con tasas de mortalidad en pacientes con LRA que varían del 20 al 60%, probablemente debido a las poblaciones heterogéneas y la variación en el uso de las definiciones de LRA¹¹.

Un factor clave identificado es el retraso en el diagnóstico, lo que sugiere la necesidad de biomarcadores más precisos y oportunos, por lo que identificar pacientes con alto riesgo de LRA y diagnosticar LRA de forma temprana son objetivos importantes¹⁷. Una identificación más temprana de los pacientes con mayor riesgo de LRA es la base para iniciar estrategias de reanimación y soporte renal que podrían conducir a una menor incidencia de LRA^{17,32}.

A través de esfuerzos previos, se han desarrollado varios puntajes de estratificación de riesgo para predecir la LRA en entornos clínicos específicos. Sin embargo, en el entorno médico actual, la evaluación y el seguimiento detallados del desarrollo de LRA en personas que visitan el servicio de urgencias es limitada, ya que la evaluación y el tratamiento de LRA requieren recursos humanos significativos^{1,17,32}.

Por ello, en este estudio pretendemos evaluar si la probabilidad de LRA estimada mediante la calculadora *AKI predictor* es un parámetro que predice lesión renal aguda en pacientes que ingresan a urgencias. En especial, porque esta herramienta fue creada y validada inicialmente para la predicción de LRA en Cuidados Intensivos pero no en urgencias^{16,32}.

Con base en lo anterior, en el presente estudio se plantea la siguiente:

IV.1 Pregunta de investigación

¿Predice la calculadora *AKI predictor* lesión renal aguda en los pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca?

IV.2 Objetivos

Objetivo general

Determinar la utilidad de la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda en pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca.

Objetivos específicos

1. Conocer las características preadmisión de los pacientes según la calculadora *AKI predictor* (edad, creatinina basal, presencia de diabetes, admisión planificada y si el padecimiento es médico o quirúrgico).
2. Conocer las características al ingreso a urgencias empleadas en la calculadora *AKI predictor* (glucosa, sospecha de sepsis y requerimiento de soporte hemodinámico).
3. Estimar la probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor* entre los pacientes.
4. Estimar la incidencia de lesión renal aguda entre los pacientes a lo largo de la semana posterior al ingreso.
5. Estimar el área bajo la curva de la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda.

IV.3 Hipótesis

Hipótesis de trabajo (Hi)

- La calculadora *AKI predictor* predice significativamente lesión renal aguda en los pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca.

Hipótesis nula (H0)

- La calculadora *AKI predictor* no predice significativamente lesión renal aguda en los pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca.

V. MATERIAL Y MÉTODOS

V.1 Diseño de la investigación

Se realizó un estudio analítico, transversal, de predicción, retrospectivo.

V.2 Análisis estadístico de la investigación

El análisis estadístico se realizó en el programa SPSS v.25 para Mac, y consistió en una parte descriptiva y otra inferencial.

Para el análisis descriptivo de los resultados se utilizaron frecuencias absolutas y porcentajes para variables cualitativas; para las variables cuantitativas se utilizaron medias o medianas con desviaciones estándar.

Para determinar si existen diferencias significativas en la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* entre pacientes que desarrollaron y no lesión renal aguda, se utilizará la prueba t de Student o U de Mann-Whitney según la distribución de los datos.

Se realizaron curvas ROC para determinar la capacidad de la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda. Con criterios basados en la sensibilidad y especificidad se identificó el mejor punto de corte y se calculó la sensibilidad y especificidad de este.

También, para determinar si la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* se asociaron independientemente a lesión renal aguda durante la semana posterior al ingreso, se realizará una regresión logística binaria con Método Enter, y por pasos con prueba de Hosmer-Lemeshow y cálculo de ORa con IC95%.

Una $p < 0.05$ se consideró significativa. Se utilizarán gráfica y tablas para presentar la información.

V.3 Ubicación espacio-temporal

V.3.1 Lugar

Servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca de la Secretaria de Salud.

V.3.2 Tiempo

El estudio se realizó en el periodo Enero-Marzo de 2021, con información del periodo Julio – Diciembre de 2020.

V.3.3 Persona

El universo de estudio fueron los expedientes de pacientes que ingresaron a urgencias en el periodo de estudio.

V.4 Selección de la población de estudio

V.4.1 Criterios de inclusión

- Expedientes de pacientes del Hospital General de Pachuca que se presentaron al servicio de urgencias y que ameriten hospitalización por motivos médicos o quirúrgicos por al menos 72 horas.
- De ambos sexos, mayores de 18 años y menores de 90 años.
- Que tengan información suficiente en el expediente para valorar la probabilidad de lesión renal aguda con la calculadora *AKI predictor* (edad, creatinina basal, presencia de diabetes, admisión planificada y si el padecimiento es médico o quirúrgico; glucosa, sospecha de sepsis y requerimiento de soporte hemodinámico).

V.4.2 Criterios de exclusión

- Expedientes de pacientes con diagnóstico previo de enfermedad renal crónica terminal o con creatinina sérica basal ≥ 4 mg/dl.
- Expedientes de pacientes sin mediciones de creatinina sérica disponibles.

- Expedientes de pacientes electivos cuya duración de estadía fue inferior a 7 días.
- Expedientes de pacientes readmitidos que habían recibido cualquier modalidad de terapia de reemplazo renal (diálisis peritoneal, hemodiálisis) durante la admisión previa o en terapia de reemplazo renal crónica.
- Expedientes de pacientes provenientes de otra unidad médica.

V.4.3 Criterios de eliminación

- Expedientes de pacientes que fueron trasladados a otra unidad para continuar su tratamiento.
- Expedientes de pacientes con pérdida de seguimiento durante el periodo de estudio.
- Expedientes de pacientes que fallecieron durante el período de estudio.
- Expedientes de pacientes embarazadas ni en puerperio inmediato.

V.5 Determinación del tamaño de muestra y muestreo

V.5.1 Tamaño de muestra

El cálculo de la muestra se llevó a cabo a partir de la fórmula de proporciones para población infinita. Con fundamento en la incidencia de LRA descrita por *Bevc et al*¹⁷ del 25%, con un intervalo de confianza del 95%, y precisión deseada del 5%, a través de la siguiente formula:

$$n = \frac{Z\alpha^2(p*q)}{\delta^2}$$

En donde:

n= es el número de sujetos necesarios en la muestra.

Zα = es el valor z correspondiente al riesgo α (95%).

p = es la proporción esperada es del 25%

q = es el valor que se obtiene de 1-p

δ = es la precisión deseada en este caso es de 05%.

$$q=1-0.25=0.75$$

$$n= [(1.96)^2 (0.25)(0.75)] / (.05)^2$$

$$n= [(3.8416) (0.1875)] /.0025$$

$$n= 0.7203/.0025$$

$$n=288.12$$

V.5.2 Muestreo

Se llevó a cabo muestreo de tipo no probabilístico, por cuotas, hasta completar la muestra necesaria para el estudio.

V.6 Definición operacional de variables

A continuación, se definen las variables de estudio.

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Escala de medición	Fuente
Lesión renal aguda	Disminución rápida y a menudo profunda en la capacidad de los riñones para filtrar la sangre y eliminar los productos de desecho de nitrógeno, que generalmente evolucionan	Desarrollo de LRA en los 7 días posteriores al ingreso, en base a criterios de la definición del grupo AKIN, que para considerar la presencia de LRA recomienda los siguientes criterios:	Cualitativa Categorica 1. Presente 2. Ausente	Instrumento de recolección

	durante horas o días después	<p>Estadio 1- Incremento de CrS ≥ 0.3 mg/dl (26.4 $\mu\text{mol/L}$) o aumento de 1.5 a 2 veces sobre basal y/o una uresis <0.5 ml/kg/h en 6 h.</p> <p>Estadio 2- Incremento de CrS de 2 a 3 veces sobre basal y/o uresis <0.5 ml/kg/h en 12 h.</p> <p>Estadio 3- Incremento de CrS >3 veces sobre basal o CrS ≥ 4.0 mg/dl (>354 $\mu\text{mol/L}$) con un aumento de al menos 0.5 mg/dl (44 $\mu\text{mol/L}$) y/o una uresis <0.3 ml/kg/h en 24 h o anuria 12 h.</p>		
Probabilidad de LRA	Probabilidad de que el paciente desarrolle lesión renal aguda.	Probabilidad de que el paciente desarrolle lesión renal aguda en una escala de 1-100%.	Cuantitativa Continua	Calculadora AKI predictor que se encuentra disponible en línea.

Edad	Tiempo transcurrido desde el nacimiento de un individuo	Tiempo en años que una persona ha vivido desde que nació	Cuantitativa Discreta	Instrumento de recolección
Sexo	Características biológicas de un individuo que lo clasifica como hombre o mujer	Características biológicas de un individuo que lo clasifica como hombre o mujer	Cualitativa Dicotómica 1. Femenino 2. Masculino	Instrumento de recolección
Creatinina sérica basal	Resultados del análisis cualitativo de la creatinina en la sangre que proviene de un producto de la degradación muscular.	Determinación de creatinina sérica por análisis clínico a su ingreso al servicio en base al registro en el expediente clínico	Cuantitativa Continua En mg/dl	Expediente clínico
Categoría médica o quirúrgica	Tipo de procedimientos médicos o quirúrgicos que motivó el ingreso a urgencias	En base al procedimiento realizado de conformidad con el diagnóstico que origina la hospitalización	Cualitativa Categórica 1. Si 2. No	Instrumento de recolección
Admisión planificada	Gestión de la hospitalización de forma anticipada	Presencia de documentación en el expediente clínico que avale la solicitud de hospitalización de forma previa.	Cualitativa Categórica 1. SI 2. No	Instrumento de recolección

<p>Diabetes mellitus</p>	<p>Alteración de la capacidad para metabolizar los hidratos de carbono en glucosa, en base a sus características epigenéticas y de disfunción pancreática subyacente.</p>	<p>En base a la clasificación de Diabetes Mellitus de la ADA, tomando solo: Tipo 1 y/o Tipo 2</p>	<p>Cualitativa Categorica 1. SI 2. No</p>	<p>Instrumento de recolección</p>
<p>Glucosa sérica al ingreso</p>	<p>Determinación del umbral de glucosa a partir de la muestra de sangre venosa medida en mg/dL</p>	<p>Glucosa por análisis clínico al momento de su ingreso al servicio de urgencias en base al registro en el expediente clínico</p>	<p>Cuantitativa Continua En mg/dl</p>	<p>Expediente clínico</p>
<p>Sospecha de sepsis al ingreso de urgencias</p>	<p>Conjunto de datos clínicos de SRIS que incluye variables inflamatorias, hemodinámicas y de perfusión tisular</p>	<p>De acuerdo con las variables FC >90 lpm, Temperatura <36,>38 grados, FR >20 rpm o PaCO2 <32 mmHg, Leucocitos <4.000/>12.000 mm³.</p>	<p>Cualitativa Categorica 1. Si 2. No</p>	<p>Instrumento de recolección</p>

<p>Apoyo hemodinámico al ingreso de urgencias</p>	<p>Conjunto de medidas terapéuticas dirigidas al incremento de la presión arterial y restauración de flujo en el paciente crítico</p>	<p>Registro de medidas encaminadas al mantenimiento del flujo y prevención de daño orgánico, como es el uso de vasopresores, medidas mecánicas o ambas. Los vasopresores incluyen: noradrenalina, dopamina, dobutamina.</p>	<p>Cualitativa Categorica 1. Si 2. No</p>	<p>Instrumento de recolección</p>
<p>Volúmenes urinarios</p>	<p>Registro de los recursos hídricos (orina) determinados en un intervalo de tiempo establecido.</p>	<p>Recuento en mililitros de la cantidad de orina excretada en un tiempo determinado</p>	<p>Cuantitativa Continua En mililitros</p>	<p>Expediente clínico</p>

V.7 Descripción general del estudio

1. Este proyecto de investigación fue sometido a evaluación por parte de los Comités Locales de Investigación y Ética en Investigación a fin de determinar reúna los requisitos estadísticos, médicos, técnicos, éticos que se consideraron para el mismo a fin.

2. Una vez aprobado el protocolo, los investigadores se dio a la tarea de identificar todos los expedientes que cumplieron los criterios de selección durante el periodo de estudio.
3. Entre los criterios, los expedientes deben tener toda la información necesaria para realizar el cálculo de probabilidad de lesión renal aguda, con la calculadora *AKI predictor*.
4. La calculadora *AKI predictor* se encontró disponible en línea en: <https://www.akipredictor.com/en/>.
5. Como se describe en el marco teórico esta calculadora se basa en características preadmisión de los pacientes como son edad, creatinina basal, presencia de diabetes, admisión planificada y si el padecimiento es médico o quirúrgico y en características al ingreso a urgencias que son glucosa, sospecha de sepsis y requerimiento de soporte hemodinámico.
6. Con base en estos criterios la calculadora estima una probabilidad de lesión renal aguda de 0-100; esta probabilidad se considerará la variable independiente.
7. Se registró además, la incidencia de lesión renal aguda entre los pacientes incluidos a lo largo de una semana. Siendo este desenlace (lesión renal aguda) la variable dependiente.
8. Finalmente, se realizó la captura de los datos y el análisis estadístico correspondiente para determinar si la probabilidad de lesión renal aguda, estimada con la calculadora *AKI predictor* es un predictor significativo e independiente de lesión renal aguda.

VI. ASPECTOS ÉTICOS

Para la realización de este estudio, se tomaron en consideración los siguientes aspectos éticos.

1. La Ley General de Salud (7 de febrero de 1984, última reforma DOF 12-07-2018) en su Título quinto, Investigación para la salud, Capítulo único: desarrollo de acciones que comprende a la investigación para la salud (artículo 96); bases conforme a las cuales se debe desarrollar la investigación en seres humanos (artículo 100); y sanciones correspondientes que se hará acreedor quien realice investigación en seres humanos contraviniendo lo dispuesto en dicha Ley (artículo 101).

2. El Reglamento de la Ley General de Salud en materia de investigación para la salud (6 de enero de 1987, última reforma DOF 02-04-2014):

Título segundo, de los aspectos éticos de investigación en seres humanos:

Capítulo I (Disposiciones comunes).

- a. Del respeto a la dignidad y la protección de los derechos y bienestar de los seres humanos sujetos de estudio (Artículo 13); de las bases conforme a las cuales deberá desarrollarse la investigación realizada en seres humanos (artículo 14); y de la protección de la privacidad del individuo en las investigaciones en seres humanos (artículo 16).
- b. En lo que respecta al riesgo de la investigación (artículo 17, de acuerdo al reglamento de la ley General de Salud en Materia de Investigación), el presente estudio se clasifica en la siguiente categoría: **investigación sin riesgo** pues se trata de un estudio que empleará técnicas y expedientes. Por lo tanto, no se realiza ninguna intervención o modificación intencionada en las variables fisiológicas,

psicológicas y sociales de los individuos que participan en el estudio, entre los que se consideran: cuestionarios, entrevistas, revisión de expedientes clínicos y otros, en los que no se le identifique ni se traten aspectos sensitivos de su conducta.

Por lo tanto no requirió de la entrega de carta de consentimiento informado a cada paciente ya que se obtuvo la información a partir de los expedientes. Toda la información, la cual se trató de manera profesional y se dio de manera abierta información, la cual se manejó y resguardó durante el periodo que dure el presente protocolo.

Se hizo uso correcto de los datos y se mantuvo absoluta confidencialidad de estos. Esto de acuerdo a la Ley Federal de Protección de Datos Personales, a la NOM-004-SSA3-2012, Del expediente clínico (apartados 5.4, 5.5 y 5.7).

Se protegió la información obtenida, utilizando para la identificación de los sujetos únicamente folios consecutivos; todos los resultados serán utilizados cuando se requirieran y, en caso de publicar los resultados, no fueron revelados los datos personales.

VII. RECURSOS HUMANOS, FÍSICOS Y FINANCIEROS

El presente trabajo de investigación se desarrolló con recursos humanos proporcionados por parte de los mismos investigadores, un médico residente de la especialidad de urgencias médico-quirúrgicas, y un asesor teórico, clínico y metodológico afín a la especialidad, quienes han sido capacitados en la recolección de la información de cada una de los expedientes de los pacientes y que, cuya función tuvo lugar en el desarrollo del procedimiento durante la duración del estudio y hasta concluir los análisis estadísticos del mismo.

Los recursos físicos primarios estarán dados por la Secretaría de Salud de Hidalgo a través del Hospital General de Pachuca, las áreas destinadas para la vigilancia, diagnóstico y tratamiento de los pacientes en el servicio de urgencias medico quirúrgicas, que fueron utilizadas durante el tiempo de estudio donde se ubique el universo de este.

Se presentó el desglose del gasto destinado de forma aproximada para este trabajo de investigación a continuación:

Rubro	Especificaciones	Total por Rubro
Honorarios	Asesoría	\$0.00
Viáticos y pasajes	Gasolina , transporte Urbano comidas	\$0.00
Equipo y material para la investigación	Hojas blancas, Copias, Lápices, Computadora, Impresora,	\$ 200.00
Infraestructura y Apoyo técnico	Áreas comunes del Hospital General de Pachuca.	No aplica

Gastos administrativos y reuniones de avances	Gasolina , transporte Urbano comidas	\$0.00
Publicación	Impresión de proyecto	\$ 450.00
Difusión		No aplica
Total		\$ 650.00

Finalmente, se considera al presente trabajo de investigación plausible al poder contar con los recursos humanos, físicos, de materiales y el financiamiento necesario para su terminación a consideración del grupo de investigadores.

VIII. RESULTADOS

Características demográficas y preadmisión de los pacientes

Se incluyeron en el presente estudio un total de 288 pacientes que ingresaron al Servicio de Urgencias en el periodo de estudio de edad media 54.0 ± 15.3 años (rango 19- 84 años). El 60.1% de los pacientes eran masculinos ($n=173$) y el 39.9% femeninos ($n=115$). El 53.5% eran pacientes diabéticos ($n=154$), el 100% de los ingresos fueron no planificados ($n=288$), el padecimiento de los pacientes fue médico en el 84% de los casos ($n=242$) y quirúrgico en 16% de los casos ($n=46$). Los niveles de creatinina medios al ingreso fue de 0.8 ± 0.2 mg/dL [Tabla 4].

Tabla 5. Características demográficas y preadmisión de los pacientes (n=288)

Característica	Valores
Edad (años)	54.0 \pm 15.3
Sexo	
Masculinos	60.1(173)
Femeninos	39.9(115)
Diabéticos	
Si	53.5(154)
No	46.5(134)
Ingresos planificados	
Si	0.0(0)
No	100.0(288)
Padecimiento	
Médico	84.0(242)
Quirúrgico	16.0(46)
Creatinina sérica al ingreso (mg/dL)	0.8 \pm 0.2

Características al ingreso a urgencias

Enseguida, se evaluaron las características al ingreso a urgencias encontrando que los valores medios de glucosa fueron 144.6 ± 90.5 mg/dL (rango 35-605 mg/dl); el 53.5% de los pacientes incluidos tenían sospecha de sepsis (n=154) y el 28.8% requirieron soporte hemodinámico al ingreso a urgencias (n=83) [Tabla 5].

Tabla 6. Características de los pacientes al ingreso a urgencias (n=288)

Característica	Valores
Glucosa (mg/dL)	144.6 ± 90.5
Sospecha de sepsis	
Si	53.5(154)
No	46.5(134)
Requerimiento de soporte hemodinámico	
Si	28.8(83)
No	71.2(203)

Incidencia de lesión renal aguda

Al calcular la incidencia de LRA, la incidencia durante la semana posterior al ingreso fue de 31.6% (n=91) [Figura 1]. Entre ellos, el 5.9% presentaron LRA en el día 2, el 11.5% en el día 3, el 8.7% en el día 4 y el 4.9% en el día 5; no se detectó LRA en los días 1, 6 y 7 [Figura 2].

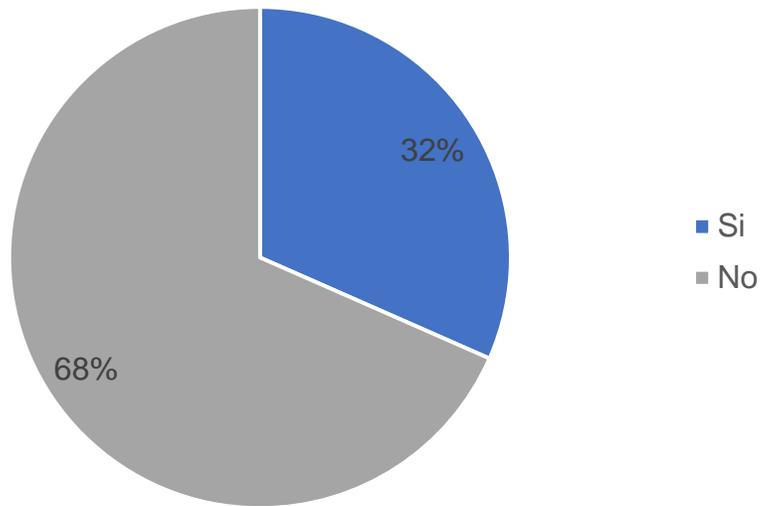


Figura 1. Incidencia de LRA.

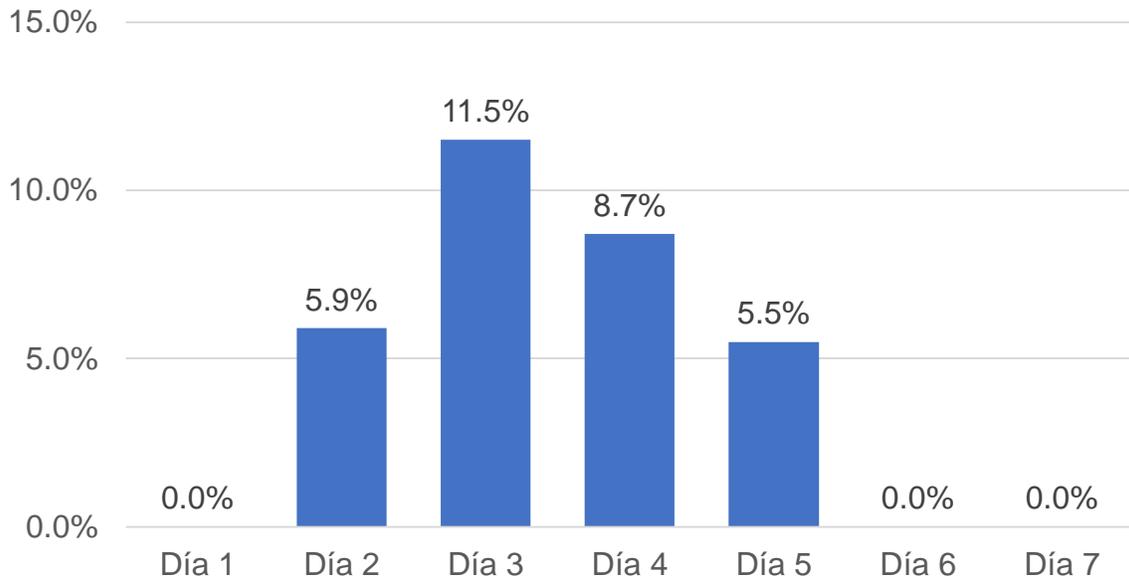


Figura 2. Incidencia de LRA por día.

Cambios en creatinina sérica y uresis

Enseguida, se determinaron los cambios en la creatinina sérica en los 7 días posteriores al ingreso, con respecto al valor basal, encontrando que el total de sujetos hubo un aumento significativo en los niveles séricos de creatinina a partir del día 2, alcanzando los máximos valores al día 6 de estancia hospitalaria. Al separar estos valores entre los pacientes que desarrollaron y no LRA, la elevación de los niveles fueron exclusivos de los pacientes que desarrollaron LRA, ya que incluso entre el día 2 y 5 los niveles de creatinina sérica disminuyeron en los que no desarrollaron LRA [Figura 3]. La diuresis se redujo dramática y significativamente a partir del día 2 en los que desarrollaron LRA; mientras que los que no desarrollaron LRA tuvieron un incremento significativo al día 2 [Figura 4].

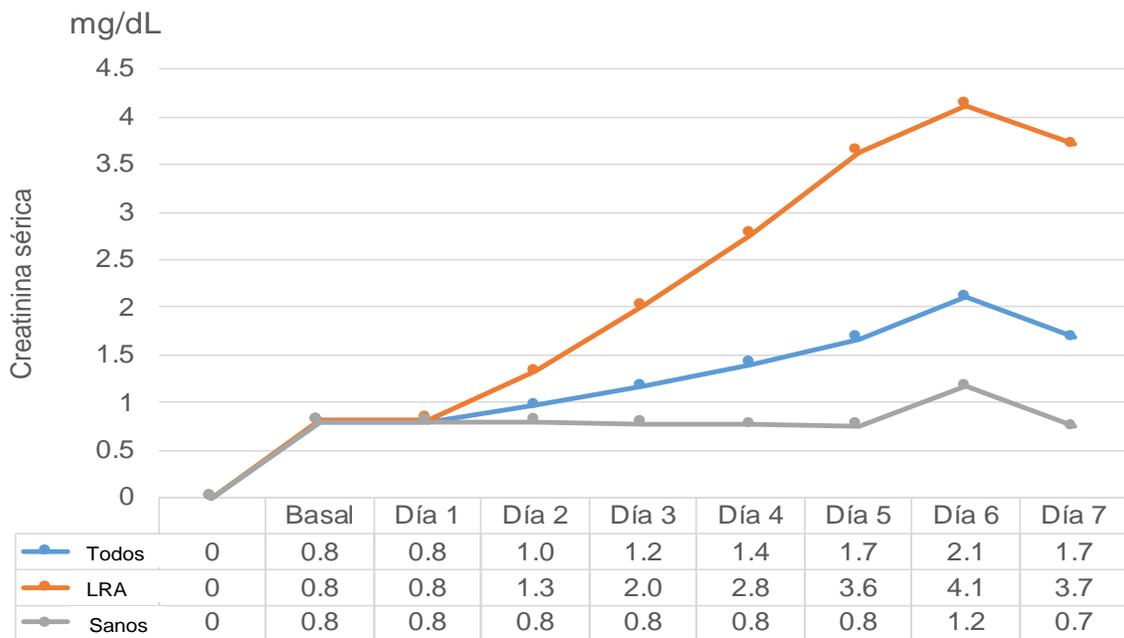


Figura 3. Cambios en la creatinina sérica en el total de pacientes y en los que desarrollaron y no LRA.

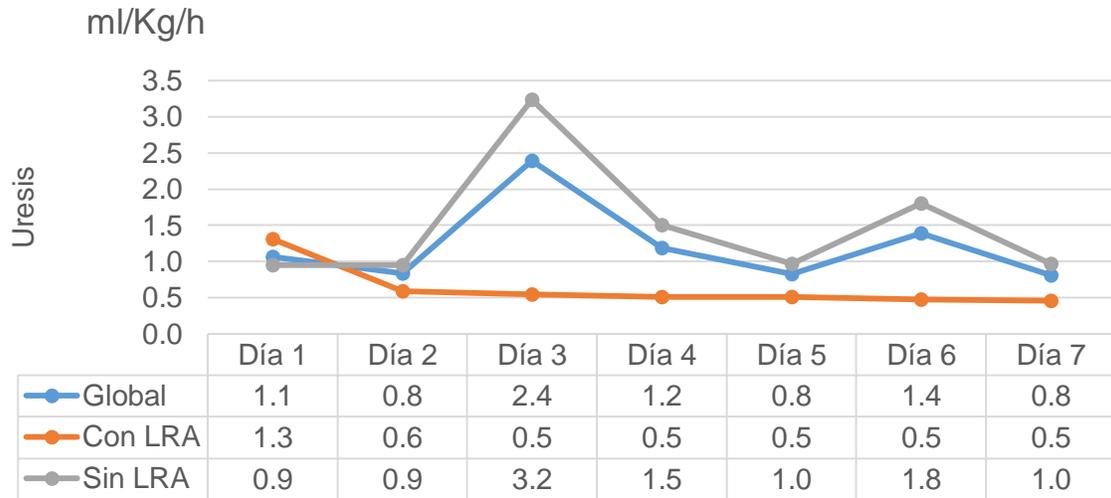


Figura 4. Cambios en la diuresis en el total de pacientes y en los que desarrollaron y no LRA.

Probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor*

Enseguida, se determinó la probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor* con base en las características pre-admisión y al ingreso a urgencias. La probabilidad media estimada de LRA al ingreso a urgencias fue $34.8 \pm 14.7\%$; el 29.6% tuvieron 0-25% de probabilidad, el 53.7% de 26-50% y el 16.7% de 51-75% de probabilidad de LRA [Figura 5].

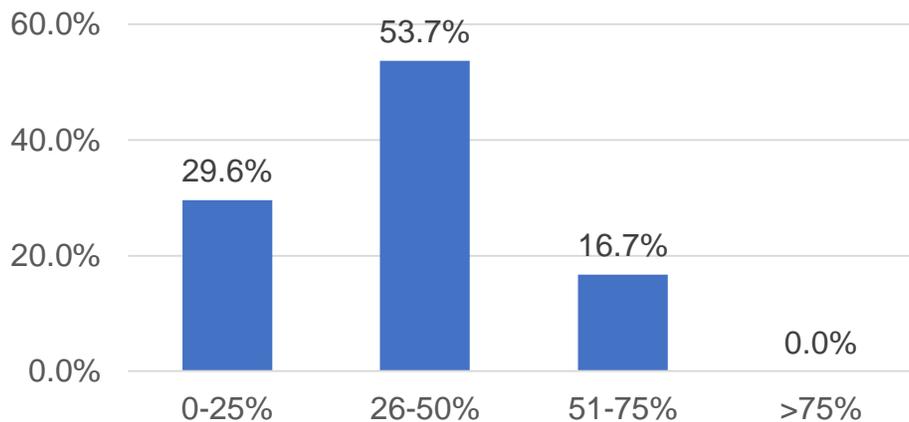


Figura 5. Distribución de los pacientes con base en la probabilidad de LRA al ingreso a urgencias.

Probabilidad de LRA al ingreso a urgencias entre pacientes que desarrollaron y no LRA

También, se comparó la probabilidad de lesión LRA estimada con AKI predictor entre los pacientes que si desarrollaron y que no desarrollaron LRA durante el seguimiento, encontrando que la probabilidad media estimada de LRA fue de $51.0 \pm 9.5\%$ en los pacientes que desarrollaron LRA, mientras que en los pacientes que no la desarrollaron fue de $27.4 \pm 9.9\%$ ($p < 0.001$, t de Student) [Figura 6].

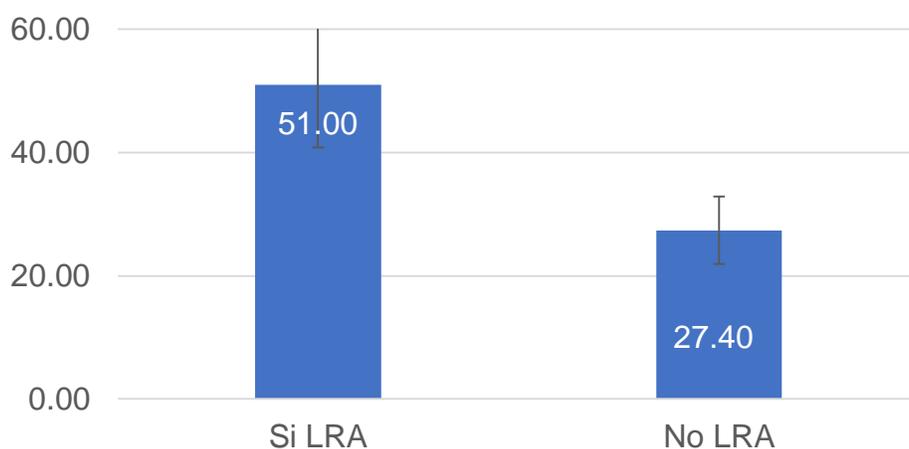


Figura 6. Comparación de la probabilidad media al ingreso a urgencias de LRA entre pacientes que desarrollaron y no LRA durante la semana posterior al ingreso a urgencias.

Área bajo la curva (AUC) de la probabilidad de LRA para predecir LRA en la semana posterior al ingreso

Enseguida se calculó el área bajo la curva (AUC) y se graficó, de la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor*, para predecir LRA en la semana posterior al ingreso, encontrando una $AUC = 0.952$ ($p < 0.001$) [Figura 7].

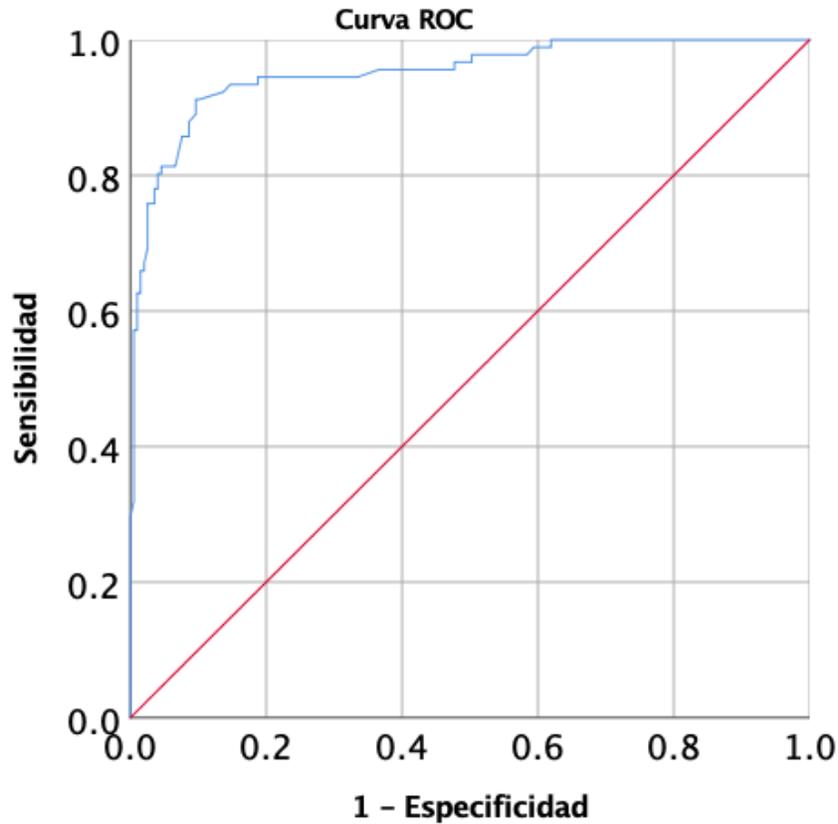


Figura 7. Estimación del área bajo la curva (AUC) de la probabilidad estimada con la calculadora *AKI predictor*, para predecir LRA en la semana posterior al ingreso.

Con base en la sensibilidad y especificidad se identificaron dos puntos de corte: a) Con la mayor sensibilidad y b) Un punto de corte equilibrado con la mejor sensibilidad y especificidad conjunta, encontrando que para un punto de corte de 23.1 la sensibilidad fue de 100%, aunque la especificidad fue de apenas 48.1%. Por otro lado, para un punto de corte de 39.5, la sensibilidad fue de 91.2% y la especificidad fue de 90.4% [Tabla 7].

Tabla 7. Sensibilidad y especificidad de los puntos de corte elegidos de (n=288)

Punto de corte	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)
23.1	100.0	48.1
39.6	91.2	90.4

Análisis multivariado

Para determinar si, la estimación de probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor* era un factor independiente asociado a lesión renal aguda, se realizó una regresión logística binaria introduciendo como variables independientes la probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor*, y el resto de características de los pacientes de forma individual (sexo, edad, creatinina sérica basal, presencia de diabetes, el tipo de padecimiento, los niveles de glucosa al ingreso, la sospecha de sepsis y el requerimiento de soporte hemodinámico), encontrando que, solo permanecieron como marcadores independientemente asociados a LRA la probabilidad de lesión renal aguda estimada con la calculadora *AKI predictor* (ORa= 1.3 [IC95%1.2-1.4], p<0.00001) y el requerimiento de soporte hemodinámico (ORa= 8.4 [IC95% 2.4- 29.9, p=0.001])[Tabla 8].

Tabla 8. Resultados de la regresión logística binaria para la identificación de factores independientemente asociados a lesión renal aguda

Variable	B	ORa	IC95%		Valor de p
			Límite inferior	Límite superior	
Probabilidad AKI predictor	0.272	1.3	1.2	1.4	<0.00001
Sexo masculino^{&}	-0.743	0.5	0.2	1.3	0.154
Edad (años)	0.004	1.0	1.0	1.0	0.838
Creatinina sérica basal (mg/dL)	1.575	4.8	0.4	52.4	0.196
Diabetes mellitus	-0.244	0.8	0.2	3.3	0.741
Padecimiento médico	0.268	1.3	0.3	6.0	0.729
Glucosa al ingreso (mg/dL)	0.002	1.0	1.0	1.0	0.460
Sospecha de sepsis	-0.068	0.9	0.2	4.6	0.934
Requerimiento de soporte hemodinámico	2.134	8.4	2.4	29.9	0.001

IX. DISCUSIÓN

Dado que el daño renal aguda es una condición muy frecuente en pacientes hospitalizados en México y el mundo, y con consecuencias devastadoras⁸, en este estudio evaluamos la utilidad de la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda en pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca. A continuación analizamos los hallazgos del presente estudio.

Primero, los pacientes incluidos tenían 19-84 años de edad y eran mayormente masculinos; la mitad de los cuales tenían diabetes y la mayoría ingresaron a urgencias por padecimientos médicos. Esto, indica que los resultados podrían evidenciar la realidad de los servicios de urgencias por incluir a pacientes de todos los rangos de edad, observándose que los hombres y los pacientes diabéticos buscan atención con mayor frecuencia en el Servicio de Urgencias. Aunque a diferencia de lo encontrado en este estudio, en un reporte nacional de los Servicios de Urgencias de la Secretaría de Salud y los Servicios Estatales de Salud se encontró que dos terceras partes de las atenciones en los servicios de Urgencia son brindadas a mujeres (65.8%)³³. Además, en este mismo reporte la diabetes mellitus es una de las primeras 10 causas de búsqueda de atención en el Servicio de Urgencias en México³³. De hecho, es bien conocido que los pacientes con diabetes mellitus visitan con frecuencia el Servicio de Urgencias en México y alrededor del mundo^{34,35}. Por tanto, el perfil clínico- epidemiológico de los pacientes era el esperado.

Además, la sospecha de sepsis fue común y se encontró en la mitad de los pacientes incluidos, una cuarta parte requirieron soporte hemodinámico al ingreso y el 100% ingresaron de manera no planificada; lo que indica que la gravedad de los pacientes era importante, y que los pacientes ingresados a urgencias tenían diversos factores de riesgo para lesión renal aguda incluyendo ser diabéticos, tener ingresos no planificados, tener sospecha de sepsis y requerimiento de soporte hemodinámico³⁶.

Segundo, la incidencia de lesión renal aguda fue alta (31.6%); en comparación con nuestro estudio, Foxwell y cols. reportaron una incidencia de 2.8% en un análisis del total de ingresos al servicio de urgencias en un Hospital de Reino Unido¹¹. Aunque, nuestro estudio no tuvo el mismo diseño ni se desarrolló en el mismo escenario clínico que el estudio de Foxwell, si encontramos una elevada incidencia de LRA. En un estudio realizado por Martínez y cols. la incidencia de LRA entre pacientes de una Unidad de Cuidados Intensivos fue de 19.6%, una cifra inferior a la encontrada en nuestro estudio³⁷. Por su parte, Scheuermeyer y cols. encontraron una incidencia de 10.7% en el Servicio de Urgencias de un hospital canadiense ³⁸.

Al analizar la incidencia de lesión renal aguda por día, encontramos que todos los casos se presentaron entre el día 2 y 5 de estancia hospitalaria, sin casos en los días 1, 6 y 7. Ello coincide con un incremento significativo de los niveles de creatinina a partir del día 2 de estancia hospitalaria y con una reducción significativa de la diuresis a partir del día 2. El incremento de los niveles de creatinina ocurrió solo en los individuos que desarrollaron LRA, pero no en los que no desarrollaron LRA. Aunque no encontramos otros estudios que evaluaran por día la incidencia de LRA en el Servicio de Urgencias, estudios previos como el realizado por Prowle y cols. han reportado que en pacientes con más de 5 días de estancia hospitalaria sin LRA los niveles de creatinina sérica tienden a disminuir incluso al egreso, un hallazgo similar al de nuestro estudio, Sin embargo, en los que desarrollan LRA se incrementan los niveles séricos de creatinina alcanzando un pico en algún momento de la hospitalización y disminuyendo previo al egreso, lo cual también coincide con nuestros hallazgos³⁹.

Tercero, al estimar la probabilidad de LRA con la calculadora *AKI predictor* encontramos que la probabilidad media de LRA fue de 34.8%, lo que coincide con la incidencia de LRA de 31.6%; es decir la calculadora estimaba una probabilidad de LRA en uno de cada 3 pacientes, y ello coincidió muy cercanamente con la incidencia real de LRA en casi uno de cada 3 pacientes. Ahora bien, la probabilidad

de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* fue significativamente mayor en los que desarrollaron LRA (51%) que en los que no la desarrollaron en el análisis bivariado; además, al estimar mediante curvas ROC, la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* mostró una área bajo la curva (AUC) cercana a 1 (0.952). Esto indica que, la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* es un excelente predictor de lesión renal aguda, que se confirmó al identificar puntos de corte, sensibilidad y especificidad. De hecho, un punto de corte de 39.6 mostró sensibilidades y especificidades de 91.2%, lo que indica una elevada precisión de la calculadora *AKI predictor* para predecir LRA. Pero además, al realizar el análisis multivariado encontramos que la probabilidad de LRA estimada con la calculadora *AKI predictor* se asoció de manera independiente con mayor riesgo de LRA, y en conjunto con el requerimiento de soporte hemodinámico fueron los únicos predictores independientes y significativos de LRA, confirmando así la utilidad y precisión de la calculadora *AKI predictor*.

Cabe destacar, que esta es la primer validación de la calculadora *AKI predictor* en el servicio de urgencias, ya que los dos estudios previamente realizados con la calculadora *AKI predictor* se realizaron en unidades de cuidados intensivos^{16,32}. Por lo que, por primera vez demostramos la utilidad de la calculadora *AKI predictor* en urgencias. Además, solamente utilizamos los parámetros pre-administración y al ingreso, sin la información del día 1; lo que indica que el empleo de la calculadora *AKI predictor* al ingreso a urgencias, es muy precisa para predecir LRA en pacientes que ingresan a este servicio.

Esta validación externa de la calculadora *AKI predictor* es por tanto valiosa y representa un avance en el conocimiento, a pesar de ser la primera validación en urgencias, de ser un estudio unicéntrico y de tener las debilidades inherentes a un estudio retrospectivo.

X. CONCLUSIONES

La calculadora *AKI predictor* cuenta con un punto de corte de 39.6 lo que ofrece una sensibilidad y especificidad por arriba del 90% para predecir lesión renal aguda en pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca lo que la convierte en una herramienta útil para pronosticar LRA.

XI. RECOMENDACIONES

Recomendamos el uso de la calculadora *AKI predictor* para identificar a pacientes con una alta probabilidad de LRA a su ingreso a urgencias. Esto con base en nuestros hallazgos, en que su frecuencia es elevada y en que la mortalidad por LRA es inaceptablemente alta, lo que disminuye la calidad de vida de los pacientes y aumenta el requerimiento de terapia de reemplazo renal por enfermedad renal crónica⁸,

Recomendamos además, la validación de esta herramienta en otros hospitales para completar la validación externa y favorecer su uso generalizado.

XII. ANEXOS

XII.1 Cronograma de actividades

Actividad/ Mes	2020						2021		
	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar
Búsqueda bibliográfica	R								
Elaboración de marco teórico		R							
Elaboración de antecedentes			R						
Conformación de los demás apartados del protocolo				R					
Presentación ante comités					R				
Correcciones del protocolo						R			
Nueva presentación del protocolo							R	R	
Trabajo de campo									R
Análisis estadístico									R
Informe final									R

R=realizado; P=pendiente

XII.2 Hoja de recolección de datos

“Utilidad de la calculadora *AKI predictor* para predecir lesión renal aguda en los pacientes del servicio de urgencias del Hospital General de Pachuca”

No. Consec: _____ Iniciales: _____

Edad _____ años	Categoría médica o quirúrgica <input type="checkbox"/> Médica <input type="checkbox"/> Quirúrgica	Requerimiento de apoyo hemodinámico Norepinefrina <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Creatinina (mg/dl): Día 1 _____ Día 2 _____
Sexo <input type="checkbox"/> Masculino <input type="checkbox"/> Femenino	Admisión planificada <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Dobutamina <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Dopamina <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Día 3 _____ Día 4 _____ Día 5 _____ Día 6 _____
Creatinina sérica basal _____ mg/dl	Glucosa sérica al ingreso _____ mg/dl	Probabilidad de LRA según calculadora <i>AKI predictor</i> <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Día 7 _____
Diabetes mellitus <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Sospecha de sepsis al ingreso a urgencias <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No	Volúmenes urinarios: Día 1 _____ Día 2 _____ Día 3 _____ Día 4 _____ Día 5 _____ Día 6 _____ Día 7 _____	Presencia de LRA: Día 1 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 2 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 3 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 4 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 5 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 6 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No Día 7 <input type="checkbox"/> Si <input type="checkbox"/> No

XIII. BIBLIOGRAFÍA

1. Darmon M, Ostermann M, Joannidis M. Predictions are difficult... especially about AKI. Published online 2017.
2. Mehta RL, Kellum JA, Shah S V, et al. Acute Kidney Injury Network: report of an initiative to improve outcomes in acute kidney injury. *Crit care*. 2007;11(2):1-8.
3. Bagshaw SM, George C, Bellomo R. para el Comité de Gestión de la Base de Datos ANZICS. Una comparación de los criterios RIFLE y AKIN para la lesión renal aguda en pacientes críticamente enfermos. *Trasplante de Nephrol Dial*. 2008; 23 : 1569-1574. Gameiro J, LJA in AKIRP 2020;(MI):1–18. No Title.
4. Pérez-Oliva Díaz J, Cantero Hernández R, Díaz Mayo J, Oviedo Rodríguez RA, Tamayo Pérez R. Diagnóstico, Evaluación y Manejo de la Enfermedad Renal en el Embarazo. *Rev Habanera Ciencias Médicas*. 2016;15(5):834-858.
5. Lopes JA, Jorge S. The RIFLE and AKIN classifications for acute kidney injury: a critical and comprehensive review. *Clin Kidney J*. 2013;6(1):8-14.
6. Tsai T-Y, Chien H, Tsai F-C, et al. Comparison of RIFLE, AKIN, and KDIGO classifications for assessing prognosis of patients on extracorporeal membrane oxygenation. *J Formos Med Assoc*. 2017;116(11):844-851.
7. Khwaja A. KDIGO clinical practice guidelines for acute kidney injury. *Nephron Clin Pract*. 2012;120(4):c179-c184.
8. Rewa O, Bagshaw SM. Acute kidney injury—epidemiology, outcomes and economics. *Nat Rev Nephrol*. 2014;10(4):193.
9. Case J, Khan S, Khalid R, Khan A. Epidemiology of Acute Kidney Injury in the Intensive Care Unit. Herrera-Gutiérrez ME, ed. *Crit Care Res Pract*. 2013;2013:479730. doi:10.1155/2013/479730
10. Wang HE, Muntner P, Chertow GM, Warnock DG. Acute Kidney Injury and Mortality in Hospitalized Patients. *Am J Nephrol*. 2012;35(4):349-355. doi:10.1159/000337487
11. Foxwell DA, Pradhan S, Zouwail S, Rainer TH, Phillips AO. Epidemiology of emergency department acute kidney injury. *Nephrology*. 2020;25(6):457-466.

doi:<https://doi.org/10.1111/nep.13672>

12. Pita Fernández S, Vila Alonso MT, Carpena Montero J. Determinación de factores de riesgo. *Cad aten primaria*. 1997;4:75-78.
13. National Institute for Health (NIH). Factor predictivo. Diccionario del NCI.
14. Casaer MP, Mesotten D, Hermans G, et al. Early versus late parenteral nutrition in critically ill adults. *N Engl J Med*. 2011;365(6):506-517.
15. Acute Kidney Injury Predictor.
16. Flechet M, Güiza F, Schetz M, et al. AKIpredictor, an online prognostic calculator for acute kidney injury in adult critically ill patients: development, validation and comparison to serum neutrophil gelatinase-associated lipocalin. *Intensive Care Med*. 2017;43(6):764-773. doi:10.1007/s00134-017-4678-3
17. Kate RJ, Perez RM, Mazumdar D, Pasupathy KS, Nilakantan V. Prediction and detection models for acute kidney injury in hospitalized older adults. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2016;16(1):39. doi:10.1186/s12911-016-0277-4
18. Bihorac, A., Schold, J. D., & Hobson, C. E. (2010). Acute kidney injury and long-term outcomes: more to learn. *Kidney International*, 77(8), 745. <https://doi.org/10.1038/ki.2009.554>.
19. Thottakkara P, Ozrazgat-Baslanti T, Hupf BB, et al. Application of machine learning techniques to high-dimensional clinical data to forecast postoperative complications. *PLoS One*. 2016;11(5):e0155705.
20. Davis SE, Lasko TA, Chen G, Siew ED, Matheny ME. Calibration drift in regression and machine learning models for acute kidney injury. *J Am Med Informatics Assoc*. 2017;24(6):1052-1061. doi:10.1093/jamia/ocx030
21. Cheng P, Waitman LR, Hu Y, Liu M. Predicting inpatient acute kidney injury over different time horizons: how early and accurate? In: *AMIA Annual Symposium Proceedings*. Vol 2017. American Medical Informatics Association; 2017:565.
22. Ibrahim NE, McCarthy CP, Shrestha S, et al. A clinical, proteomics, and artificial intelligence-driven model to predict acute kidney injury in patients undergoing coronary angiography. *Clin Cardiol*. 2019;42(2):292-298.
23. Koyner JL, Carey KA, Edelson DP, Churpek MM. The development of a

- machine learning inpatient acute kidney injury prediction model. *Crit Care Med.* 2018;46(7):1070-1077.
24. Huang C, Murugiah K, Mahajan S, et al. Enhancing the prediction of acute kidney injury risk after percutaneous coronary intervention using machine learning techniques: A retrospective cohort study. *PLoS Med.* 2018;15(11):e1002703.
 25. Huang C, Li S-X, Mahajan S, et al. Development and validation of a model for predicting the risk of acute kidney injury associated with contrast volume levels during percutaneous coronary intervention. *JAMA Netw open.* 2019;2(11):e1916021-e1916021.
 26. Tomašev N, Glorot X, Rae JW, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury. *Nature.* 2019;572(7767):116-119.
 27. Adhikari L, Ozrazgat-Baslanti T, Ruppert M, et al. Improved predictive models for acute kidney injury with IDEA: Intraoperative Data Embedded Analytics. *PLoS One.* 2019;14(4):e0214904.
 28. Parreco J, Soe-Lin H, Parks JJ, et al. Comparing machine learning algorithms for predicting acute kidney injury. *Am Surg.* 2019;85(7):725-729.
 29. Xu Z, Luo Y, Adekkanattu P, et al. Stratified Mortality Prediction of Patients with Acute Kidney Injury in Critical Care. *Stud Health Technol Inform.* 2019;264:462-466.
 30. Tran NK, Sen S, Palmieri TL, et al. Artificial intelligence and machine learning for predicting acute kidney injury in severely burned patients: a proof of concept. *Burns.* 2019;45(6):1350-1358.
 31. Zhang Z, Ho KM, Hong Y. Machine learning for the prediction of volume responsiveness in patients with oliguric acute kidney injury in critical care. *Crit Care.* 2019;23(1):1-10.
 32. Zimmerman LP, Reyfman PA, Smith ADR, et al. Early prediction of acute kidney injury following ICU admission using a multivariate panel of physiological measurements. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2019;19(1):1-12.
 33. Flechet M, Falini S, Bonetti C, et al. Machine learning versus physicians'

prediction of acute kidney injury in critically ill adults: a prospective evaluation of the AKIpredictor. *Crit Care*. 2019;23(1):282. doi:10.1186/s13054-019-2563-x

34. Secretaría de Salud. *Observatorio Del Desempeño Hospitalario 2011*. Dirección General de Evaluación del Desempeño; 2012.
35. Mercado-Martínez FJ, Alcántara-Hernández EC, Lizardi-Gómez A, Benítez-Morales R. [Health services utilization in Mexico: the perspective of individuals with diabetes]. *Aten primaria*. 2003;31(1):32-38. doi:10.1016/s0212-6567(03)70657-x
36. Benoit SR, Hora I, Pasquel FJ, Gregg EW, Albright AL, Imperatore G. Trends in Emergency Department Visits and Inpatient Admissions for Hyperglycemic Crises in Adults With Diabetes in the U.S., 2006-2015. *Diabetes Care*. 2020;43(5):1057-1064. doi:10.2337/dc19-2449
37. Finlay S, Bray B, Lewington AJ, et al. Identification of risk factors associated with acute kidney injury in patients admitted to acute medical units. *Clin Med*. 2013;13(3):233-238. doi:10.7861/clinmedicine.13-3-233
38. Martínez H, Cosiansi J, Atienza O, Altamirano G. La incidencia y prevalencia de la Insuficiencia Renal Aguda (IRA) en una Unidad de Terapia Intensiva (UTI) polivalente. *Acta Cient Estud*. 2009;7(1):8-16.
39. Scheuermeyer FX, Grafstein E, Rowe B, et al. The Clinical Epidemiology and 30-Day Outcomes of Emergency Department Patients With Acute Kidney Injury. *Can J kidney Heal Dis*. 2017;4:2054358117703985-2054358117703985. doi:10.1177/2054358117703985
40. Prowle JR, Kolic I, Purdell-Lewis J, Taylor R, Pearse RM, Kirwan CJ. Serum creatinine changes associated with critical illness and detection of persistent renal dysfunction after AKI. *Clin J Am Soc Nephrol*. 2014;9(6):1015-1023. doi:10.2215/CJN.11141113.