

EVALUACIÓN Y MEJORA DE LA EFECTIVIDAD EN REVISIONES A CLIENTES
CON CONSUMOS ANÓMALOS POR MEDIO DEL SOFTWARE REVENUE
INTELLIGENCE EN LA ELECTRIFICADORA DE SANTANDER S.A. E.S.P.

ANDRÉS MAURICIO GÓMEZ CARREÑO

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
ESPECIALIZACIÓN EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA
ELÉCTRICA
BUCARAMANGA
2019

EVALUACIÓN Y MEJORA DE LA EFECTIVIDAD EN REVISIONES A CLIENTES
CON CONSUMOS ANÓMALOS POR MEDIO DEL SOFTWARE REVENUE
INTELLIGENCE EN LA ELECTRICIDAD DE SANTANDER S.A. E.S.P.

ANDRÉS MAURICIO GÓMEZ CARREÑO

TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE
ESPECIALISTA EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Director:

JAVIER ENRIQUE SOLANO MARTÍNEZ

PhD en Ingeniería Eléctrica

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO-MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA

2019

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	10
OBJETIVO	12
1. MARCO TEÓRICO	13
1.1 PÉRDIDAS NO TÉCNICAS DE ENERGÍA	13
1.2 REVENUE INTELLIGENCE – RI	14
1.2.1 Estructura de RI	15
1.2.2 Proceso de selección	17
2. ESTADO INICIAL EFECTIVIDAD RI	19
2.1 AÑOS 2016 Y 2017: PERFILES POR ESTRATEGIA Y POR REGIÓN	19
2.2 ENERO A OCTUBRE 2018: MEGA PERFILES POR REGIÓN	20
3. MODIFICACIÓN/CREACIÓN DE REGLAS DE DIRECCIONAMIENTO	23
3.1 IDENTIFICACIÓN DE REGLAS PROBLEMA	23
3.1.1 Reglas muy generales que detectaban muchos objetivos	23
3.1.2 Reglas con gran historial de revisiones con resultado “conforme” (Baja efectividad)	29
3.1.3 Reglas con poco o ningún historial de revisiones	30
3.2 CREACIÓN DE REGLAS NUEVAS A PARTIR DE RESULTADOS EFECTIVOS POR OTROS FRENTE DE TRABAJO (INGENIERÍA INVERSA)	31
3.2.1 Detalle de las reglas creadas	42
4. EVOLUCIÓN DE EFECTIVIDAD RI	46
5. CONCLUSIONES	48
BIBLIOGRAFÍA	49

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Ejemplos de eventos.....	15
Tabla 2. Ejemplos de atributos.....	16
Tabla 3. Reglas con gran cantidad de clientes.	24
Tabla 4. Reglas modificadas - Reducción cantidad de clientes.	29
Tabla 5. Reglas con poca efectividad.	30
Tabla 6. Reglas con poco historial.	31
Tabla 7. Resultados consulta SQL - Fraudes no direccionados por RI.....	33
Tabla 8. Tabla de hallazgos relacionados con comportamiento de consumo.	33
Tabla 9. Reglas creadas.	42

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Relación entre eventos, atributos y reglas.	17
Figura 2. Efectividad general de la empresa en la identificación de casos de fraude en el año 2017.	20
Figura 3. Efectividad general de la empresa en la identificación de casos de fraude en el año 2018.	21
Figura 4. Captura con configuración de regla.	25
Figura 5. Simulación de la regla.....	26
Figura 6. Configuración de la regla modificada.....	27
Figura 7. Resultados de simulación de la regla modificada.	28
Figura 8. Consulta SQL - Fraudes no direccionados por RI.	32
Figura 9. Configuración perfil - Identificar fraudes no direccionados por RI.....	34
Figura 10. Resultados perfil - Clientes con fraude no direccionados por RI.	35
Figura 11. Resultados perfil - Clientes con fraude no direccionados por RI - Sin ser detectados por reglas.	36
Figura 12. Consumo facturado mensual de un cliente.....	37
Figura 13. Configuración nueva regla.	39
Figura 14. Efectividad simulada – Región Metropolitana.	40
Figura 15. Efectividad simulada – Región Sur.	41
Figura 16. Efectividad simulada – Región Magdalena Medio.	41
Figura 17. Efectividad simulada – Región San Alberto.	42
Figura 18. Comportamiento de un cliente – regla 10748	43
Figura 19. Comportamiento de un cliente – regla 10742.	44
Figura 20. Efectividad revisiones RI - octubre 2018 a septiembre 2019.	47

RESUMEN

TÍTULO EVALUACIÓN Y MEJORA DE LA EFECTIVIDAD EN REVISIONES A CLIENTES CON CONSUMOS ANÓMALOS POR MEDIO DEL SOFTWARE REVENUE INTELLIGENCE EN LA ELECTRIFICADORA DE SANTANDER S.A. E.S.P.*

AUTOR ANDRÉS MAURICIO GÓMEZ CARREÑO**

PALABRAS CLAVE: CONSUMOS ANÓMALOS, PÉRDIDAS DE ENERGÍA, OPERADOR DE RED, FRAUDES.

DESCRIPCIÓN:

En este trabajo se presenta un breve marco teórico, con algunos conceptos necesarios para entender el funcionamiento del software, así como una descripción de sus componentes y la relación entre ellos; finalmente, una vista al proceso de selección de clientes.

El primer objetivo de este trabajo, expuesto en el capítulo 2, consiste en realizar una evaluación inicial al estado de RI y los años anteriores, validando las reglas de direccionamiento existentes, la cantidad de clientes aportados por cada una y su efectividad.

Luego, en el capítulo 3, se aborda el segundo objetivo, en el cual se estudian diferentes tipos de reglas con inconvenientes y la solución implementada en cada caso; por un lado, reglas con pocas condiciones, quedando muy generales y obteniendo una cantidad muy grande de clientes; luego, reglas con baja efectividad, según los resultados obtenidos en el año anterior; por último, reglas con pocos resultados, cuya dificultad radica en obtener su correcta valoración de efectividad. Adicional a esto, se presenta una metodología para crear nuevas reglas, a partir de resultados obtenidos por otros frentes de trabajo del equipo.

En el capítulo 4 se presenta la evolución de los resultados obtenidos en efectividad debido a las reglas creadas y/o cambios realizados en las ya existentes, así como algunas estrategias que han sido adoptadas mes a mes.

* Monografía

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Director Javier Solano

ABSTRACT

TITLE EVALUATION AND IMPROVEMENT OF EFFECTIVENESS IN CUSTOMER REVIEWS WITH FAILED CONSUMPTIONS THROUGH REVENUE INTELLIGENCE SOFTWARE IN ELECTRICADORA DE SANTANDER S.A. E.S.P.*

AUTHOR ANDRÉS MAURICIO GÓMEZ CARREÑO**

KEY WORDS: FAILED CONSUMPTIONS, RED OPERATOR, ENERGY LOSSES, FRAUD.

DESCRIPTION:

This paper presents a brief theoretical framework, with some concepts necessary to understand the operation of the software, as well as a description of its components and the relationship between them; Finally, a view of the customer selection process.

The first objective of this work, set out in Chapter 2, is to perform an initial assessment of the status of IR and the previous years, validating the existing addressing rules, the number of clients contributed by each one and their effectiveness.

Then, in Chapter 3, the second objective is addressed, in which different types of rules with disadvantages and the solution implemented in each case are studied; on the one hand, rules with few conditions, being very general and obtaining a very large number of customers; then, rules with low effectiveness, according to the results obtained in the previous year; Finally, rules with few results, whose difficulty lies in obtaining their correct assessment of effectiveness. In addition to this, a methodology is presented to create new rules, based on results obtained by other work fronts of the team.

Chapter 4 presents the evolution of the results obtained in effectiveness due to the rules created and / or changes made in the existing ones, as well as some strategies that have been adopted month by month.

* Monografía

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Director Javier Solano

INTRODUCCIÓN

En la ESSA se cuenta con un proyecto de reducción y control de pérdidas no técnicas, desde el año 2010, año en el cual el índice de pérdidas de la empresa era cercano al 20%. Éste se ha venido reduciendo mediante las acciones del proyecto, inicialmente, realizando legalizaciones de usuarios conectados de manera directa a la red, instalándoles su respectivo medidor con el fin de facturar su energía consumida³.

Actualmente el índice de pérdidas se encuentra en 12.3% aproximadamente y se presenta una mayor dispersión de los usuarios fraudulentos, sumando a esto, innovación por parte de ellos para realizar hurto al sistema. Todo lo anterior dificulta en la actualidad la identificación de posibles clientes con fraude.

A partir del año 2016 la empresa cuenta con un software de predicción de fraude, Revenue Intelligence – RI, desarrollado por Choice, adquirido en conjunto por el grupo EPM para sus filiales. El cual, se evalúa constantemente según la efectividad de sus revisiones, es decir, el porcentaje de revisiones con hallazgo sobre el total de revisiones enviadas.

En el capítulo 1 se presenta un breve marco teórico, con algunos conceptos necesarios para entender el funcionamiento del software, así como una descripción de sus componentes y la relación entre ellos; finalmente, una vista al proceso de selección de clientes.

El primer objetivo de este trabajo, expuesto en el capítulo 2, consiste en realizar una evaluación inicial al estado de RI y los años anteriores, validando las reglas de direccionamiento existentes, la cantidad de clientes aportados por cada una y su efectividad.

³ Electrificadora de Santander S.A. E.S.P., “Campaña para impulsar el uso legal de la energía: ESSA le apuesta a la reducción de conexiones ilegales.”

Luego, en el capítulo 3, se aborda el segundo objetivo, en el cual se estudian diferentes tipos de reglas con inconvenientes y la solución implementada en cada caso; por un lado, reglas con pocas condiciones, quedando muy generales y obteniendo una cantidad muy grande de clientes; luego, reglas con baja efectividad, según los resultados obtenidos en el año anterior; por último, reglas con pocos resultados, cuya dificultad radica en obtener su correcta valoración de efectividad. Adicional a esto, se presenta una metodología para crear nuevas reglas, a partir de resultados obtenidos por otros frentes de trabajo del equipo.

En el capítulo 4 se presenta la evolución de los resultados obtenidos en efectividad debido a las reglas creadas y/o cambios realizados en las ya existentes, así como algunas estrategias que han sido adoptadas mes a mes.

OBJETIVO

Mejorar la efectividad de selección de clientes fraudulentos por medio del software Revenue Intelligence en la Electrificadora de Santander S.A. E.S.P.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Evaluar el estado inicial del software con respecto a la efectividad de Reglas y perfiles, para revisiones realizadas a clientes direccionadas desde RI antes de octubre 2018.
2. Crear reglas de detección de clientes con consumos anómalos o modificar las existentes para ser más eficientes en la detección de fraudes a la red.
3. Mejorar el indicador de efectividad de revisiones a clientes sospechosos direccionados por medio de RI.

1. MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presentan algunos conceptos necesarios para entender el funcionamiento de RI. En la sección 1.1 se introduce el concepto de pérdidas no técnicas de energía, éstas se buscan disminuir con apoyo del software, el cual se introduce en la sección 1.2 con los componentes de su estructura y la relación entre ellos.

1.1 PÉRDIDAS NO TÉCNICAS DE ENERGÍA

Las pérdidas no técnicas se definen como la energía que algunos usuarios toman del sistema, sin que esta sea registrada por los medidores, ya sea porque realizan conexiones directamente a la red; porque modifican las conexiones del medidor, evitando que se registre el total de la energía consumida; o porque manipulan el medidor para disminuir registros de consumo, entre otros⁴.

Estas pérdidas son del sistema y asumidas, en parte, por el operador de red, ya que esta energía no es registrada ni facturada a los usuarios a menos que el fraude sea detectado y mediante un proceso de recuperación de energía, se logre rescatar parte de ésta.

Este es uno de los principales retos que tienen las empresas distribuidoras de energía y es común que, en muchos casos, se vean limitadas en cuanto a recursos humanos y financieros para llevar a cabo un plan que logre sustancialmente la reducción de estas pérdidas. Adicional a esto, las empresas deberían garantizar, idealmente, que las acciones que realicen con el fin de reducir luego se puedan controlar. Por lo tanto, el equipo de trabajo cuenta dos frentes principales: el de reducción, encargado de revisar los usuarios pertenecientes a transformadores con

⁴ Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG, “Propuesta para remunerar planes de reducción de pérdidas no técnicas de energía eléctrica en sistemas de distribución local,” 2011

mayor pérdida y lograr disminuirla a niveles técnicos; y el de control, que tiene el fin de vigilar los transformadores que han sido intervenidos, para que estos no vuelvan a aumentar sus pérdidas^{5 6}.

1.2 REVENUE INTELLIGENCE – RI

Revenue Intelligence es un software destinado a predecir la probabilidad de fraude y el potencial retorno financiero para cada cliente de las empresas de servicios públicos. Actualmente, es usado en Colombia por el grupo empresarial EPM y sus filiales, entre ellas, la Electrificadora de Santander S.A. E.S.P⁷.

El software tiene como objetivo mejorar la productividad de la operación de la empresa para realizar las acciones correspondientes a la reducción y control de pérdidas, optimizando los recursos disponibles para realizarlas. Esto conlleva que el proceso de identificación y selección de clientes a ser revisados se realice con una alta probabilidad de éxito encontrando un fraude y un adecuado retorno financiero⁴.

En el módulo *Portfolio* de RI, se pueden definir los patrones de consumo que sean de interés, partiendo de toda la información disponible en el sistema comercial de la empresa, creando reglas con las cuales se conforman los perfiles de direccionamiento. Una vez obtenido el listado de clientes que cumplen las características definidas, RI asigna a cada uno una probabilidad de fraude y una posible recuperación de energía, permitiendo a la empresa priorizar, según sus criterios, las revisiones de estos clientes^{4 5 8}.

⁵ Electrificadora de Santander S.A. E.S.P., “PLAN EMPRESARIAL ESSA 2019-2022,” 2019

⁶ Choice Technologies, “RI - Portfolio, Manual de Usuario,” 2016

⁷ Choice Technologies, “CHOICE Revenue IntelligenceTM.”

⁸ Choice Technologies, “Proyecto RIHANA - Reglas de direccionamiento,” pp. 1–17, 2011

1.2.1 Estructura de RI. El software cuenta con componentes importantes que se deben conocer para entender su funcionamiento, a continuación, se exponen los más importantes para el desarrollo de este proyecto.

1.2.1.1 Eventos. Definen fechas principales que se usarán para el análisis de pérdidas. Su función principal es ser usado como un parámetro de entrada en la definición de un atributo o incluso, otro evento. Su ejecución devuelve la fecha indicada para cada evento de instalaciones. En la **tabla 1** se muestra algunos ejemplos⁹.

Tabla 1. Ejemplos de eventos

Evento	Tipo	Descripción	Función
UltRevision	Orden de Servicio	Última revisión	Orden de servicio más reciente
1M	Facturamiento	Último periodo de facturación	Facturación X meses atrás
5M	Facturamiento	5 periodos de facturación atrás	Facturación X meses atrás
UltRevisionMenos6M	Facturamiento/Orden de Servicio	Fecha última revisión desplazada 6 periodos de facturación atrás	Facturación X meses atrás

1.2.1.2 Atributos. Los atributos están divididos en dos grupos:

Básicos: son propiedades de la instalación, extraídos directamente de la base de datos de la empresa, pueden representar datos de consumo facturado,

⁹ Choice Technologies, “Proyecto RIHANA - Reglas de direccionamiento,” pp. 1–17, 2011

inspecciones, entre otros. Algunos ejemplos son la clase de servicio (residencial, industrial, comercial), el tipo de medidor, la ubicación (urbano o rural).

Calculados: se calculan para cada instalación usando las funciones internas, éstos se pueden crear o editar. Ejemplos: consumo promedio de la instalación en los últimos 12 meses, consumo promedio del barrio donde se ubica la instalación, promedio del consumo de transformador al que se encuentra vinculada la instalación, desviación estándar del consumo de la instalación antes de una caída de consumo^{10 11 12}.

En la Tabla 2 se exponen otros ejemplos de atributos.

Tabla 2. Ejemplos de atributos

Atributo	Categoría	Descripción	Función
VAL_NumFases_1M	Instalación	Indica las fases	Propiedad de la instalación
PEND_ConsumoFact_12M_1M	Facturación	Devuelve la pendiente del consumo facturado en los últimos 12 meses	Regresión lineal
MIN_PercPerdidasTrafo_12M_1M	Instalación	Mínimo porcentaje de pérdidas de un trafo en los últimos 12 meses	Menor valor

1.2.1.3 Reglas. Cláusulas lógicas creadas con condiciones que buscan definir patrones de consumo con sospecha de fraude. Estas expresiones de cálculo, compuestas de atributos, representan el conocimiento de expertos en pérdidas no

¹⁰ Choice Technologies, "RI - Portfolio, Manual de Usuario," 2016

¹¹ Choice Technologies, "CHOICE Revenue IntelligenceTM."

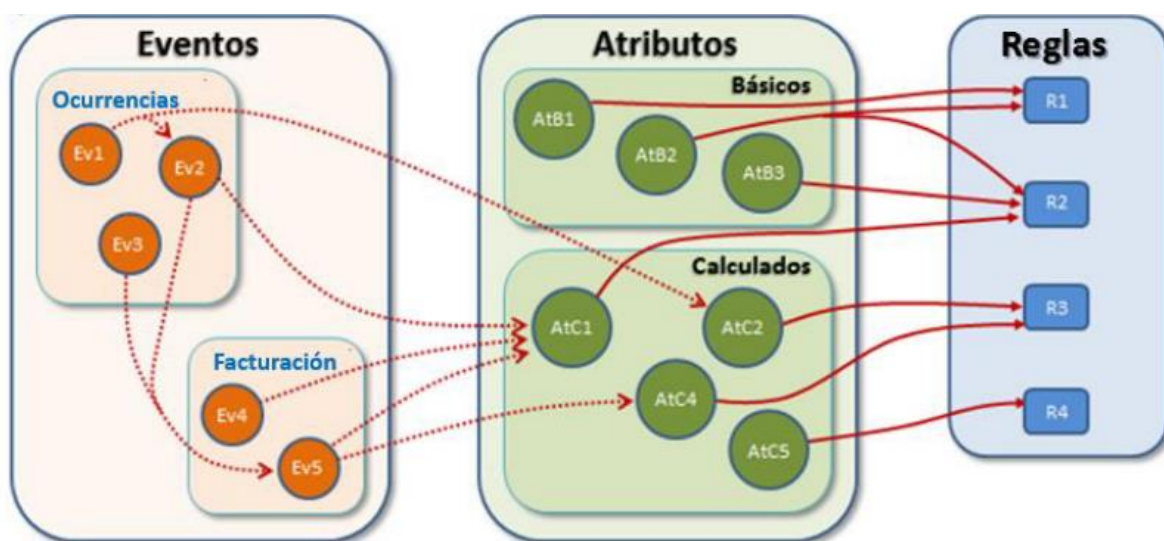
¹² Choice Technologies, "Proyecto RIHANA - Reglas de direccionamiento," pp. 1–17, 2011

técnicas, el resultado es un listado de instalaciones con un riesgo o probabilidad de fraude asociado, según la regla.

Existen diferentes tipos de reglas: de inclusión o exclusión, específicas o generales, simples o complejas. Algunos ejemplos: clientes de clase industrial con gran caída de consumo en los últimos 6 meses; clientes con clase residencial con consumo plano en los últimos 12 meses; clientes cortados con facturas morosas con avances de consumo^{13 14 15}.

En la Figura 1 se expone una visión general sobre la relación entre eventos, atributos y reglas.

Figura 1. Relación entre eventos, atributos y reglas.



1.2.2 Proceso de selección. Estos son los pasos necesarios para realizar la selección de clientes a revisar, identificados por su consumo sospechoso.

¹³ Choice Technologies, "RI - Portfolio, Manual de Usuario," 2016

¹⁴ Choice Technologies, "CHOICE Revenue IntelligenceTM."

¹⁵ Choice Technologies, "Proyecto RIHANA - Reglas de direccionamiento," pp. 1-17, 2011

1.2.2.1 Perfiles de direccionamiento. En los perfiles se definen los criterios para la selección de instalaciones a inspeccionar, basados en reglas creadas, estos pueden ser creados con base en las necesidades del proyecto de reducción de pérdidas; pueden ser creados agrupando reglas que apuntan a un mismo objetivo de clientes, por ejemplo, perfil de reglas de caída de consumo, perfil de reglas de correlación entre consumo cliente y pérdidas trafo, perfil de reglas para clientes reincidentes. Otra opción consiste en combinar diferentes estrategias, con diferentes tipos de reglas, para crear perfiles más complejos.

1.2.2.2 Selección. Consiste en la elección de instalaciones a ser revisadas, se toman de las instalaciones resultantes de la ejecución de un perfil. En este punto, dependiendo de varios factores (ubicación, región, entre otros), determinados por el profesional, la selección se puede realizar priorizando por el riesgo asignado a cada instalación o su retorno financiero estimado.

1.2.2.3 Acción. Es el listado de instalaciones finalmente enviado para generar ordenes de servicio a la operación para ser revisadas, desde la herramienta es posible realizar el seguimiento a la ejecución de estas revisiones, tomando del sistema comercial de la empresa los resultados que se vayan obteniendo a medida que se finalizan las revisiones.

2. ESTADO INICIAL EFECTIVIDAD RI

En este capítulo se lleva a cabo una evaluación del estado inicial de la herramienta, con el fin de encontrar las oportunidades de mejora. En la sección 2.1 y 2.2 se expone la operación de la herramienta en sus primeros años como parte de la operación del equipo de reducción y control de pérdidas en la ESSA.

2.1 AÑOS 2016 Y 2017: PERFILES POR ESTRATEGIA Y POR REGIÓN

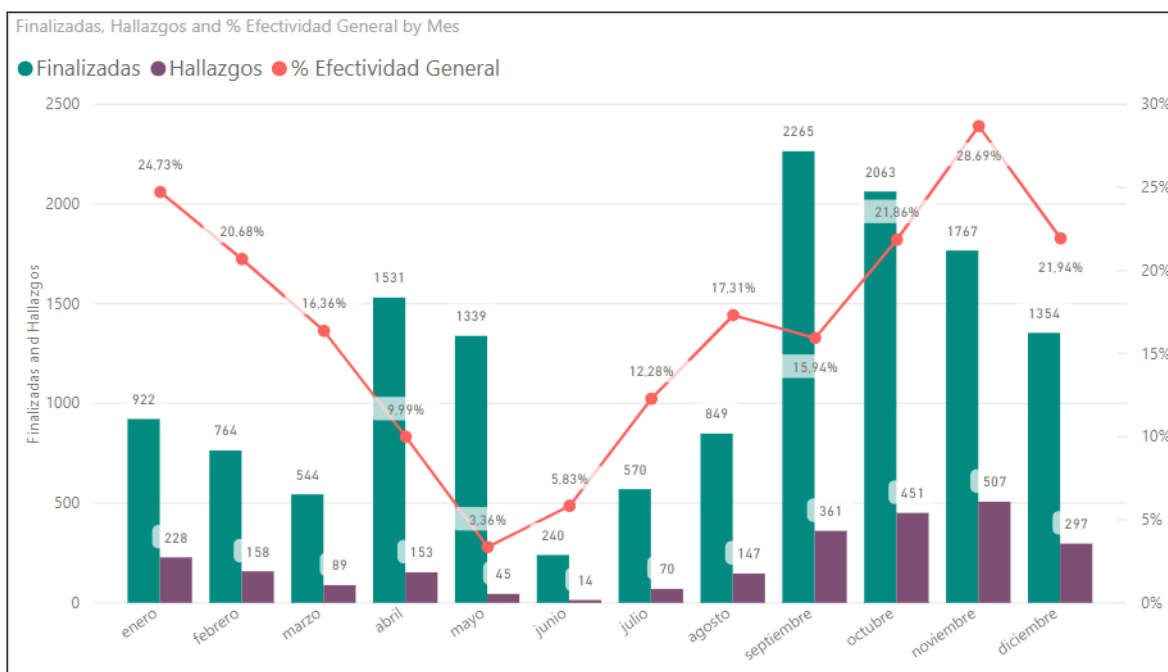
La ESSA cuenta con RI desde 2016, sin embargo, durante este primer año el enfoque fue crear una base de reglas y perfiles iniciales, y realizar algunas revisiones direccionadas desde el software, con el fin de probar su desempeño.

A partir de 2017 se comienza a usar la herramienta en producción con una cantidad de revisiones mensuales a cumplir y una meta de efectividad. Adicionalmente, se asigna un profesional analista para cada una de las cuatro regiones en que se divide el área de influencia de ESSA (Metropolitana, Magdalena Medio, San Alberto y Sur) para realizar el direccionamiento desde RI, como parte de una más de sus funciones.

En 2017 se configuraron varios perfiles para cada región, de las mencionadas anteriormente, cada perfil estaba compuesto de una regla o una pequeña agrupación de reglas que representaban una misma estrategia. Esto implicaba ejecutar varios perfiles por región, evaluar los usuarios identificados en cada caso y elegir una cantidad de acuerdo al riesgo calculado o la recuperación estimada en cada uno.

Con este esquema de trabajo tomaba un tiempo considerable, en ocasiones, un día o dos, seleccionar la cantidad de clientes necesaria para cada región. Los resultados de este año se observan en la Figura 2.

Figura 2. Efectividad general de la empresa en la identificación de casos de fraude en el año 2017.



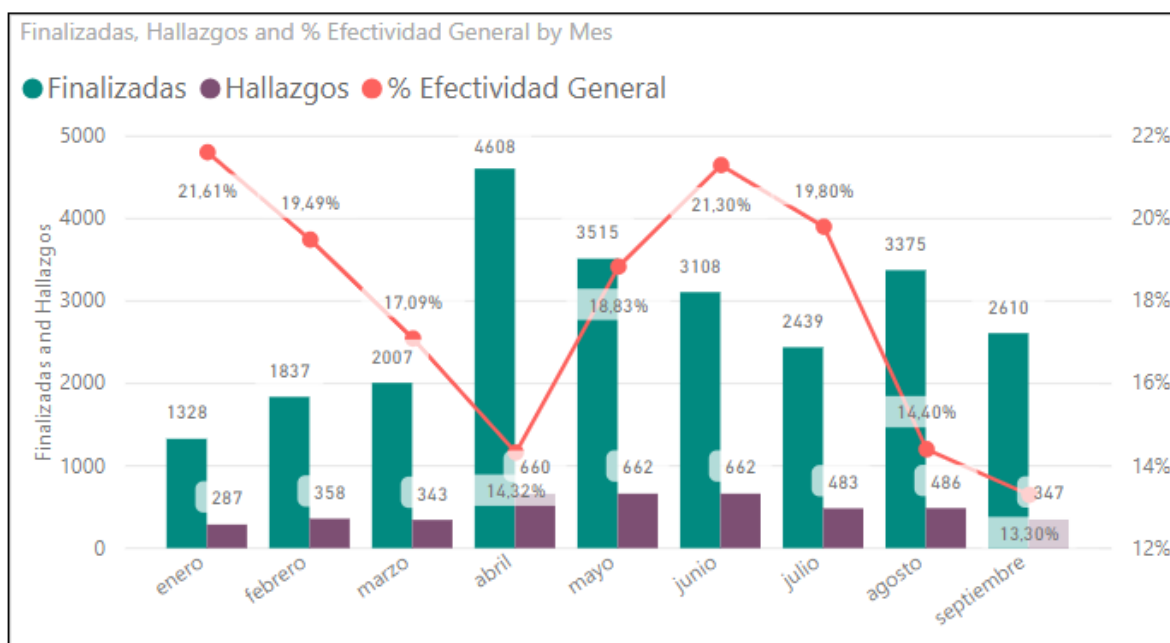
2.2 ENERO A OCTUBRE 2018: MEGA PERFILES POR REGIÓN

A partir de 2018 cambia el esquema de trabajo; se crea un “mega perfil” por región, el cual contiene todas las reglas creadas anteriormente, organizadas en grupos que apuntan a una misma estrategia. Adicional a esto, se crean reglas separadas con una base de referencia específica para cada región. Se incluye en cada caso, un grupo de filtros necesarios, con el fin de garantizar que las instalaciones seleccionadas pudieran ser revisadas, por ejemplo, evitar instalaciones con una revisión hace menos de seis meses, evitar instalaciones marcadas como “predio desocupado”, “predio demolido”, asegurar que las instalaciones pertenecen a los municipios y ciclos de lectura propios de la región.

Con esto se consiguen logros importantes; por un lado, se disminuye el tiempo empleado para la selección de clientes, ya que solamente se debía ejecutar un perfil por región, llevando este tiempo a solamente unos minutos; por otro lado, al hacerlo

de esta manera, se tenía un listado de todas las instalaciones que cumplían con alguna o varias estrategias, permitiendo que aquellas que cumplían con más de una obtuvieran mejor calificación de riesgo (probabilidad de fraude). En la Figura 3 se observan los resultados de efectividad de enero a octubre de 2018.

Figura 3. Efectividad general de la empresa en la identificación de casos de fraude en el año 2018.



A partir de octubre 2018 se asigna un profesional analista a cargo del direccionamiento de instalaciones a revisar para todas las regiones, con dedicación exclusiva al mejoramiento de la herramienta. Momento desde el cual se inicia el desarrollo de este trabajo de grado.

Adicional a esto, se determinó disminuir la cantidad de revisiones mensuales desde RI, hasta que se lograra estabilizar en algún valor de efectividad por encima de la meta (24%).

Al realizar la evaluación de las reglas y perfiles por región, en ese momento, se encontraron varios errores:

- Configuración errónea con los filtros de impedimentos, llevando a múltiples visitas fallidas.
- Malas prácticas al realizar la selección de clientes, como no realizar una adecuada priorización de estos, seleccionando, en muchos casos, clientes con baja probabilidad de éxito o baja energía a recuperar.
- Reglas con un historial amplio de baja efectividad y con gran cantidad de revisiones asociadas.
- Reglas con muy poco o ningún historial de revisiones, por lo tanto, las instalaciones que cumplían con sus condiciones se les asignaba un riesgo muy bajo y seguían sin ser seleccionadas.

3. MODIFICACIÓN/CREACIÓN DE REGLAS DE DIRECCIONAMIENTO

En este capítulo se detallan las mejoras implementadas en las reglas de direccionamiento, con el objetivo de aumentar su efectividad.

En la sección 3.1 se exponen diferentes tipos de reglas que representan un problema para la ejecución y la búsqueda de buenos resultados, además del tratamiento implementado en cada caso. Se presentan casos corregidos con algún ejemplo detallado y muestra un resumen con los cambios obtenidos.

En la sección 3.2 se desarrolla una metodología para crear nuevas reglas a partir de resultados obtenidos por otros frentes de trabajo. Se detalla el proceso de creación de una de ellas, incluyendo la identificación de un cliente con un patrón de consumo a modelar, la configuración final de la regla y su efectividad simulada. Finalmente, se presenta una tabla con nuevas reglas creadas siguiendo esta metodología, junto con la cantidad de clientes disponibles en cada una y efectividad simulada.

3.1 IDENTIFICACIÓN DE REGLAS PROBLEMA

Varias de las reglas con las que se contaba, estaban teniendo unos resultados muy alejados de lo esperado, por lo tanto, se hace necesario identificarlas y darles el adecuado tratamiento según sea el caso. Se identificaron, inicialmente, los siguientes tipos de reglas “problema”:

3.1.1 Reglas muy generales que detectaban muchos objetivos. Estas reglas contenían condiciones muy generales, que hacían que una gran cantidad de clientes las cumplieran, sin embargo, era notable la falta de condiciones que garantizaban

que estos clientes realmente representaran la idea original de la regla. En la Tabla 3 se muestran algunos ejemplos.

Tabla 3. Reglas con gran cantidad de clientes.

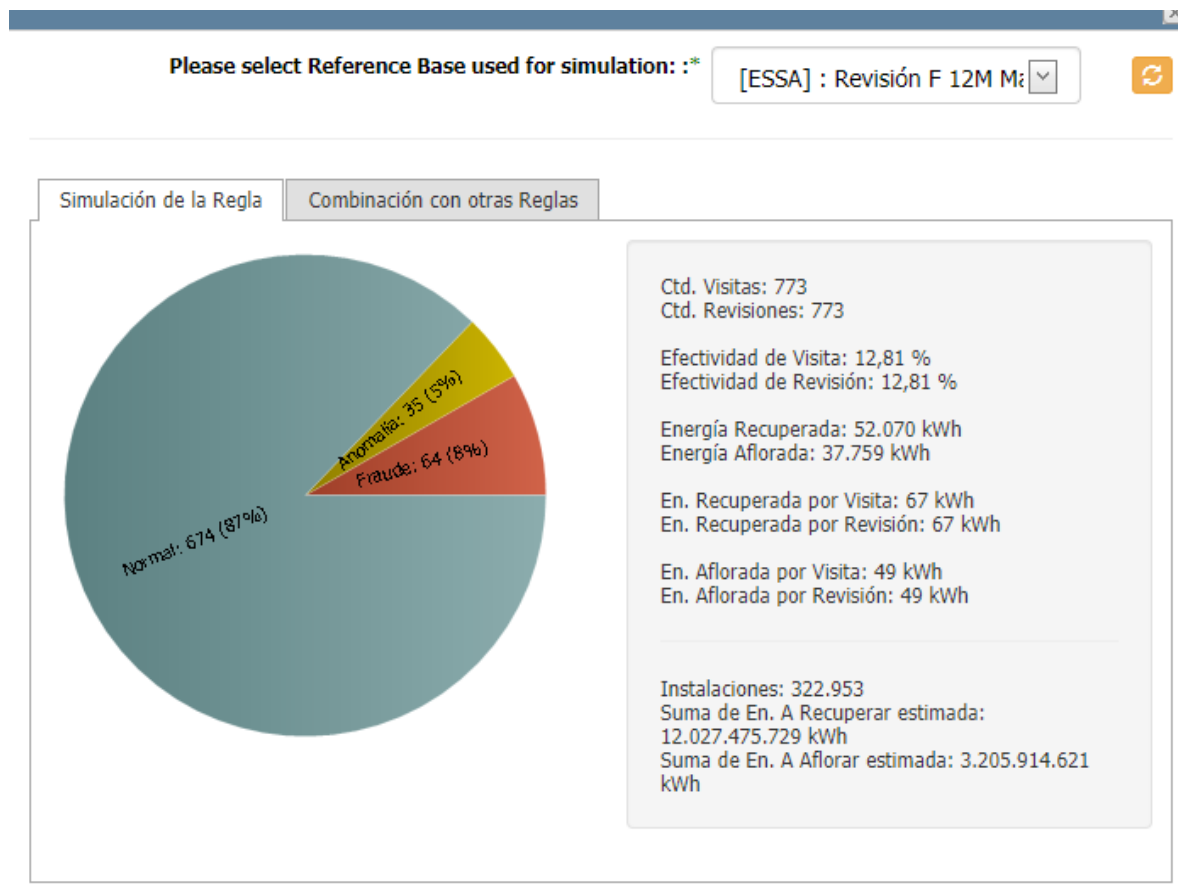
NOMBRE_REGLA	QUANTIDADE_DE_UCS
ESSA - Caída de Consumo ([6M..UltCons],[12M..6M])(Diferencia de promedios)([>30%]) (952)_MAGDALENA	317K
ESSA - Estacionalidad en clientes no residenciales (913)_MAGDALENA	283K
ESSA-04-Desviación Por Cliente_MAGDALENA	122K
ESSA - 02 - Consumo 0 (Cero) Incompatible con vecinos_MAGDALENA	63K
ESSA - Transformadores Tipo III _ MAGDALENA	43K
ESSA-14-Correlación ConsumoInstalaciones X %PerdidasTransformador_MAGDALENA	42K
ESSA - AC - Variación estacional [60% 12A6M VS 6M] (911)_MAGDALENA	32K
ESSA - Caída de Consumo [3M][300-500kWh][Flat>3][250-1200kWh] (948) _ Magdalena	29K
ESSA AC - Variación anual significativa [40% 24A12M VS 12M] (907)_MAGDALENA	27K

Como ejemplo, se muestra en la figura 4 la configuración de la regla número 5941, llamada *ESSA - Caída de Consumo ([6M..UltCons],[12M..6M])(Diferencia de promedios)([>30%]) (952)_MAGDALENA*, la cual genera cerca de 317.000 objetivos, estaba pensada para buscar clientes disminuyeran su consumo en al menos 30% en el último semestre, con respecto al semestre anterior (sentencias 1 a 3); que el promedio de su consumo tanto en el último semestre, como en el anterior, fuera mayor a cero (sentencias 9 y 11); y por último, que el promedio de su consumo en el semestre anterior fuera mayor en al menos 15% al máximo consumo del último semestre. En la figura 5 se observan los resultados de la simulación de la regla, esta simulación muestra los resultados de revisiones a clientes que en el pasado cumplieran con las condiciones indicadas en la regla, aunque estos no hayan sido direccionados con ella o incluso, no hayan sido direccionados desde RI.

Figura 4. Captura con configuración de regla.

☐	S1	(PROM_ConsumoFact_12M_7M - PROM_ConsumoFact_6M_1M)	  
☐	S2	(S1 / PROM_ConsumoFact_12M_7M)	  
☐	S3	(S2 > 0.3)	  
☐	S4	(CANT_Revisión_12M_1M = 0)	  
☐	S5	(CANT_ObsDesocupada_6M_1M = 0)	  
☐	S6	(CANT_ObsDemolida_6M_1M = 0)	  
☐	S7	(CANT_ObsSinServicio_6M_1M = 0)	  
☐	S8	(S3 AND S4 AND S5 AND S6 AND S7)	  
☐	S9	(PROM_ConsumoFact_12M_7M > 0)	  
☐	S10	(S8 AND S9)	  
☐	S11	(PROM_ConsumoFact_6M_1M > 0)	  
☐	S12	(S10 AND S11)	  
☐	S13	(PROM_ConsumoFact_12M_7M * 0.85)	  
☐	S14	(S13 > MAX_ConsumoFact_6M_1M)	  
☒	S15	(S12 AND S14)	  

Figura 5. Simulación de la regla.



A esta regla se le hicieron tres modificaciones, la primera fue eliminar las sentencias 4, 5, 6 y 7, ya que correspondían a atributos incluidos en los filtros destinados a evitar impedimentos, por lo tanto, no eran necesarios acá; en la sentencia 3 ahora se indica que la diferencia de promedios entre el semestre anterior y el último debe ser mayor al 50%; por último, se agrega una condición en la sentencia 4, la cual, indica que esta diferencia sea de al menos 100kWh, este valor puede variar entre regiones, considerando los consumos típicos en cada una.

La configuración final de la nueva regla, ahora llamada *ESSA - Caída de Consumo ([6M..UltCons],[12M..6M])(Diferencia de promedios)([>50%]) V2_Magdalena-NJ*, con ID 17752, con los cambios mencionados, se muestra en la Figura 6 y los resultados de su simulación en la Figura 7, ahí se observa que el número de

instalaciones se reduce a menos de 9.000 (8.439 instalaciones), logrando una reducción del 47% y prácticamente, manteniendo su efectividad simulada.

Figura 6. Configuración de la regla modificada.

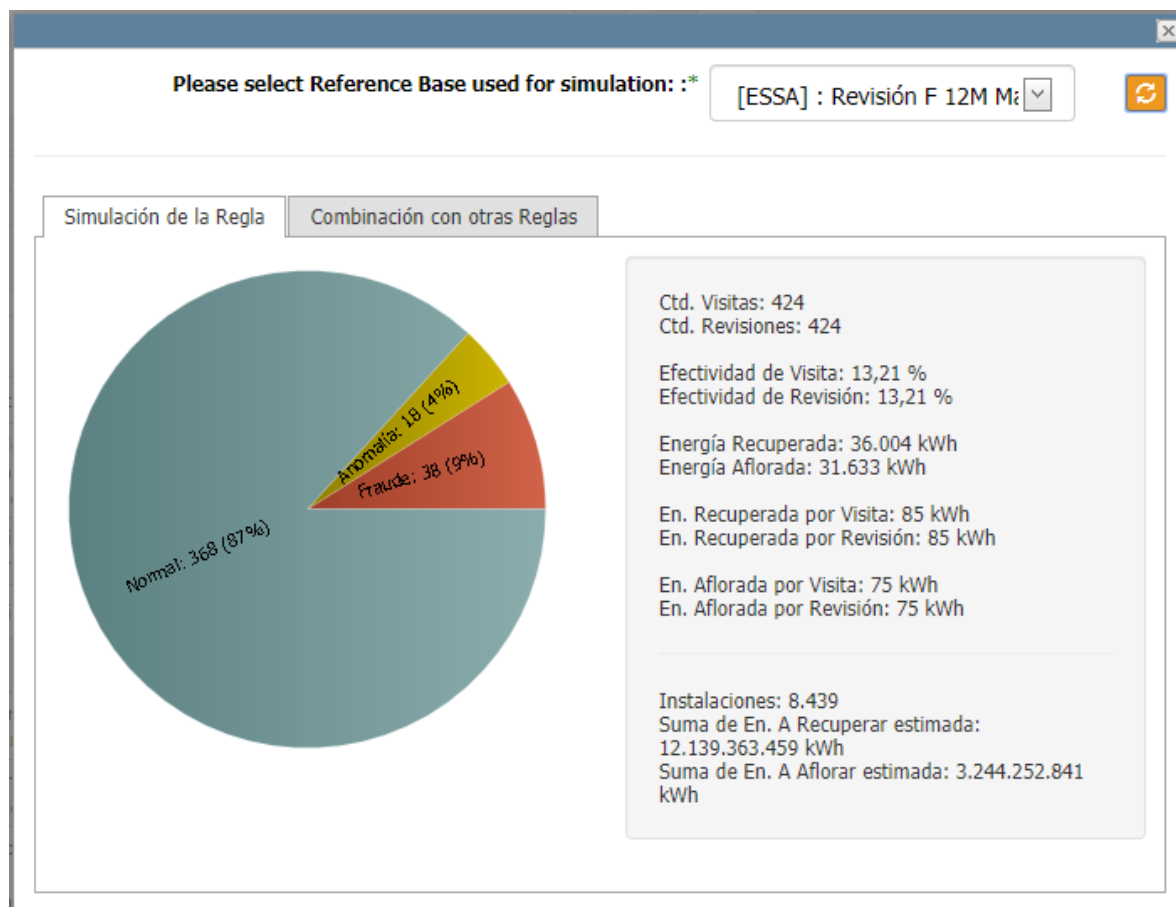
Sentencias

Previsualizar

Guardar

☐	S1	(PROM_ConsumoFact_12M_7M - PROM_ConsumoFact_6M_1M)	  
☐	S2	(S1 / PROM_ConsumoFact_12M_7M)	  
☐	S3	(S2 > 0.5)	  
☐	S4	(S1 > 100)	  
☐	S9	(PROM_ConsumoFact_12M_7M > 0)	  
☐	S11	(PROM_ConsumoFact_6M_1M > 0)	  
☐	S13	(PROM_ConsumoFact_12M_7M * 0.85)	  
☐	S14	(S13 > MAX_ConsumoFact_6M_1M)	  
☐	S16	(S3 AND S4 AND S9 AND S11 AND S14)	  
☐	S17	(VAL_Empresa = 'ESSA')	  
☒	S18	(S16 AND S17)	  

Figura 7. Resultados de simulación de la regla modificada.



Así como esta, se modificaron otras reglas, en la Tabla 4 se muestran algunos resultados sobre la gestión realizada en este punto. Se resalta en amarillo la versión original y en verde la versión corregida. Se incluye una breve descripción de su funcionamiento.

Tabla 4. Reglas modificadas - Reducción cantidad de clientes.

ID_REGLA	NOMBRE_REGLA	DESCRIP_REGLA	QUANTIDADE_DE_UCS
5956	ESSA-04-Desviación Por Cliente_MAGDALENA	Trae instalaciones cuyo último consumo presenta desviación en comparación al promedio de consumo de los últimos 6 meses.	126287
10758	ESSA-04-Desviación Por Cliente - V2_Magdalena - NJ	(9165) Trae instalaciones cuyo último consumo presenta desviación en comparación al promedio de consumo de los últimos 13 meses.	6153
5957	ESSAAC - Variación anual significativa [40% 24A12M VS 12M] (907)_MAGDALENA	Variación anual significativa del consumo de la instalación	26944
10755	ESSAAC - Variación anual significativa [40% 24A12M VS 12M]_V2 Magdalena - NJ	(9162) Variación anual significativa del consumo de la instalación	12896
5941	ESSA - Caída de Consumo ([6M..UltCons],[12M..6M])(Diferencia de promedios)([>30%]) (952)_MAGDALENA	Variación de consumo desde el último Consumo a 6M antes, en comparación con 7M a 12M antes. Diferencia de los promedios y de las sumas, porcentualmente, de por lo menos 30% de caída.	320619
10752	ESSA - Caída de Consumo ([6M..UltCons],[12M..6M])(Diferencia de promedios)([>50%]) V2_Magdalena-NJ	(9143) Variación de consumo desde el último Consumo a 6M antes, en comparación con 7M a 12M antes. Diferencia de los promedios y de las sumas, porcentualmente, de por lo menos 30% de caída.	8455
5974	ESSA-CI-04-Correlación (-) Pendiente consumos de instalación vs pendiente consumo trafo_METRO	Correlación negativa entre la pendiente de consumos de las instalaciones y el consumo facturado por macromedición para el transformador	8816
10695	ESSA-CI-04-Correlación (-) Pendiente consumos de instalación vs pendiente consumo trafo V2_Metro-NJ	(9150) Correlación negativa entre la pendiente de consumos de las instalaciones y el consumo facturado por macromedición para el transformador	877

3.1.2 Reglas con gran historial de revisiones con resultado “conforme” (Baja efectividad). En la Tabla 5 se observan algunas reglas que han tenido más de 200 revisiones y baja efectividad, estas reglas se pueden tratar de dos formas; algunas hacen parte del grupo mencionado en el literal anterior, generan muchos objetivos, por lo tanto, se pueden hacer más específicas agregando algunas condiciones adicionales; otras, se siguieron usando a pesar de tener malos resultados, esto hacía parte de las malas prácticas con las que se acostumbraba a trabajar, ya que no se monitoreaban los resultados constantemente, estas reglas se deben eliminar y limpiar los perfiles de cada región.

Tabla 5. Reglas con poca efectividad.

Nombre	TOTAL	Hallazgos_	% Efect
ESSA-CLIENTES PREPAGO - CONS<80	523	21	0,04
AC - CAÍDA DE CONSUMOS 3M [Q3M - 30%]	398	20	0,05
ESSA - 02 - CONSUMO 0 (CERO) INCOMPATIBLE CON VECINOS_METRO_V2	994	51	0,05
ESSA-11-REINCIDENCIA	1011	53	0,05
ESSA - AC - VARIACIÓN ESTACIONAL [60% 12A6M VS 6M] (911) _ SUR	293	16	0,05
ESSA TX ALTO CONSUMO V3	202	12	0,06

3.1.3 Reglas con poco o ningún historial de revisiones. En la Tabla 6 se muestran reglas que han generado pocas revisiones; un motivo de esto puede ser que las reglas cuentan con poco comunes o nuevos atributos; o bien, demasiados atributos, al punto de hacer la regla muy específica, lo cual, se ve impactado por un bajo historial de clientes cumpliendo aquellas condiciones, teniendo una población reducida con la cual comparar posibles resultados, dando como consecuencia, un bajo riesgo o probabilidad de fraude asignado a los usuarios. Esto, dificulta su selección, ya que, al ejecutar un mega perfil, compuesto por una combinación de varias reglas de este tipo y reglas que si han tenido gran historial, al priorizar por riesgo, los clientes que cumplen solo con estas reglas quedarían al final de todo el listado con los riesgos más bajos y nunca serían seleccionados.

Tabla 6. Reglas con poco historial.

Nombre	TOTAL	Hallazgos_	% Efect
[CAÍDA][ESTACIONAL][33% 6A4M VS 3M][>1000KWH]	1	0	0,00
[ESSA] - FRAUDE: [CONTROL REINCIDENCIA (+2)] (2.0) _ SUR	1	0	0,00
[ESSA][TRAFO][GT1]!!	1	0	0,00
[ESSA][VARIACIÓN ESTACIONAL][66% 24A13M VS 12M][REF 1000KW] (V 3.0)	1	0	0,00
ESSA - CAÍDA DE CONSUMOS_REIN_3M [Q3M - 33%][250 KW]_METRO-FA	1	1	1,00
ESSA - CLIENTES REINCIDENTES _METRO-FA	1	1	1,00
[CAÍDA][ESTACIONAL][33% 24A13M VS 12M][>1000KWH]	2	0	0,00
[ESSA] - FRAUDE: [CONTROL REINCIDENCIA (+2)] (2.0) _ SAN ALBERTO	2	0	0,00
[ESSA][C>1][TRAFO<3][PERDIDAS>9%][PERDIDAS>1500<10000]	2	0	0,00
[ESSA][VARIACIÓN ESTACIONAL][33% 6A4M VS 3M][REF 500KW] (V 1.0)	2	1	0,50
[ESSA][VARIACIÓN ESTACIONAL][66% 12A6M VS 6M][REF 1000KW] (V 3.0)	2	0	0,00

El tratamiento realizado a estas reglas fue asegurar una cantidad de clientes seleccionados de ellas en cada región, de manera que se pueda construir un historial que la misma herramienta pueda usar para evaluar su probabilidad de éxito adecuadamente. Al realizar estas pruebas, se evalúa también si tuvieron buenos o malos resultados, con el fin de tomar la decisión de permitir que sigan siendo usadas en los mega perfiles o eliminarlas. En este punto es importante mencionar que algunas reglas nuevas podrían funcionar en una región y no en otra, por lo tanto, su resultado en una región con ciertas características especiales no condiciona su efectividad en las demás regiones.

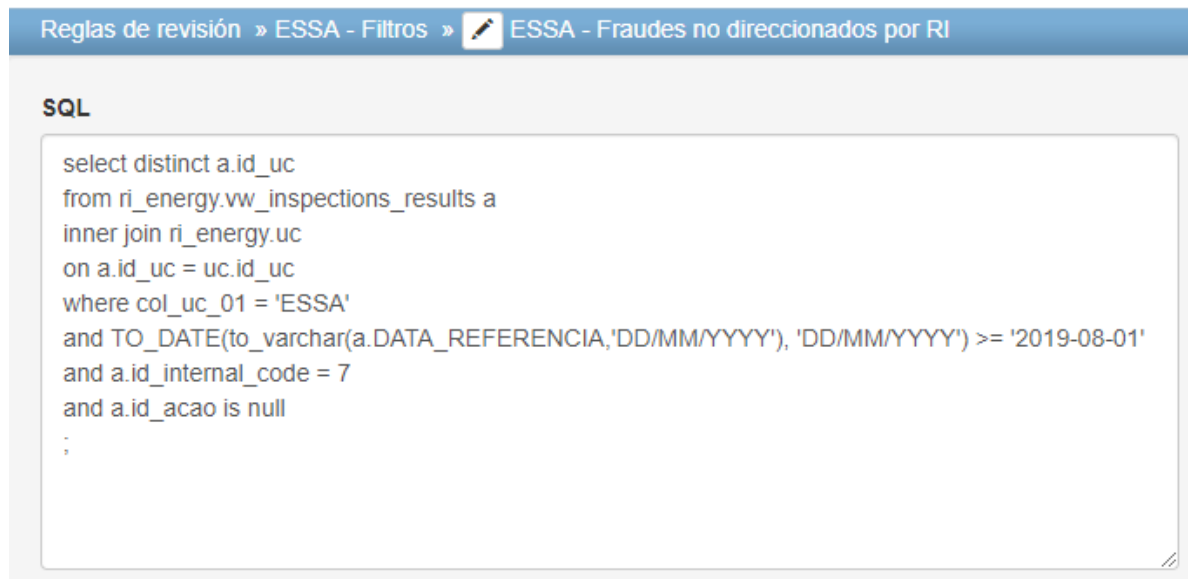
3.2 CREACIÓN DE REGLAS NUEVAS A PARTIR DE RESULTADOS EFECTIVOS POR OTROS FRENTE DE TRABAJO (INGENIERÍA INVERSA).

Una metodología seguida para crear nuevas reglas consiste en definir condiciones que cumplen ciertos clientes que fueron identificados con fraude por otros frentes de trabajo del equipo. Los pasos realizados para este método son los siguientes:

1. Identificar clientes con resultados de fraude: Mediante una regla tipo función, con una consulta SQL, mostrada en la figura 8, se encontraron clientes con una revisión reciente. Éstos debían tener un resultado de fraude y un hallazgo que

corresponda a una condición que podría influir en el comportamiento de su consumo, ya que este comportamiento es el que se buscó modelar, además de asegurar que no hayan sido seleccionados por la herramienta.

Figura 8. Consulta SQL - Fraudes no direccionados por RI.



The screenshot shows a web-based SQL editor interface. At the top, there is a blue navigation bar with the text "Reglas de revisión » ESSA - Filtros »" followed by a pencil icon and "ESSA - Fraudes no direccionados por RI". Below this, the word "SQL" is displayed in bold. The main area contains a SQL query:

```
select distinct a.id_uc
from ri_energy.vw_inspections_results a
inner join ri_energy.uc
on a.id_uc = uc.id_uc
where col_uc_01 = 'ESSA'
and TO_DATE(to_varchar(a.DATA_REFERENCIA,'DD/MM/YYYY'), 'DD/MM/YYYY') >= '2019-08-01'
and a.id_internal_code = 7
and a.id_acao is null
;
```

Con esta consulta se lograron detectar 232 clientes distribuidos en tres regiones, como se observa en la Tabla 7:

Tabla 7. Resultados consulta SQL - Fraudes no direccionados por RI.

UCs	Clase de Energía ↑			
Clasificación Cuadrante ESSA ↑	Comercial	Industrial	Residencial	Total General
MAGDALENA	8		70	78
METROPOLITANA	24	9	99	132
SAN ALBERTO	4		18	22
Total General	36	9	187	232

En la Tabla 8 se muestran algunos hallazgos útiles para ser considerados.

Tabla 8. Tabla de hallazgos relacionados con comportamiento de consumo.

Fraudes
I-PUENTE ENTRE FASES
I-SEÑAL DE TENSION ABIERTA O AISLADA
I-CONEXIONES INVERTIDAS
I-CICLOMETRICO MANIPULADO
I-INTEGRADOR MANIPULADO
I-IMANES EN EL MEDIDOR
I-NEUTRO MANIPULADO (VOLADO)
I-DOBLE TIERRA
I-SERVICIO DIRECTO DESDE BORNERA
I-SERVICIO DIRECTO DESDE CRUCETA
I-SERVICIO DIRECTO DESDE LA RED
I-ACOMETIDA DERIVADA
I-FASES ESTRELLADAS

2. Se realizó una evaluación de todas las reglas sobre estos clientes identificados, el objetivo es tener un listado de clientes, los cuales, su comportamiento no se ve modelado por las reglas ya creadas.

Para llevar a cabo esto, se modificó temporalmente de uno de los mega perfiles, como se presenta en la Figura 9, se realizó una unión entre todas las reglas; luego, una intersección con el filtro SQL; finalmente se unió con el filtro SQL.

Figura 9. Configuración perfil - Identificar fraudes no direccionados por RI.

☒ **S121** (S14 U S19 U S24 U S30 U S33 U S38 U S43 U S48 U S53 U S58 U S98)

☐ **S122** (S124 ∩ ESSA - Fraudes no direccionados por RI)

☒ **S123** (S122 U ESSA - Fraudes no direccionados por RI)

Al ejecutar el perfil con esta configuración, se obtiene de su ejecución los 232 clientes de la regla SQL, en la ventana de resultados (Figura 10) se observan los códigos de las reglas que cumple cada instalación, de allí se filtraron los que solamente cumplen con la regla 10697 – ESSA – *Fraudes no direccionados por RI*, obteniendo en este caso 163 usuarios (Figura 11).

Figura 10. Resultados perfil - Clientes con fraude no direccionados por RI.

Perfiles de revisión » [ESSA] : Fraude [Área Metropolitana] -FA				
Arrastre una columna aquí para agrupar por dicha columna				
	Código Instalación (Original)	Reglas	Riesgo	Energía a Recuperar
☐	242437	,10697,10684,	3,7	14.924
☐	1385651	,10697,9164,10656,	3,6	634
☐	275248	,10697,10667,10656,	3,0	5.049
☐	540852	,10697,9157,	1,6	12.860
☐	1135087	,10664,10697,9145,	2,5	3.443
☐	255231	,10697,9164,10699,	2,6	4.568
Página 1 de 3 (232 elementos) [1] 2 3				

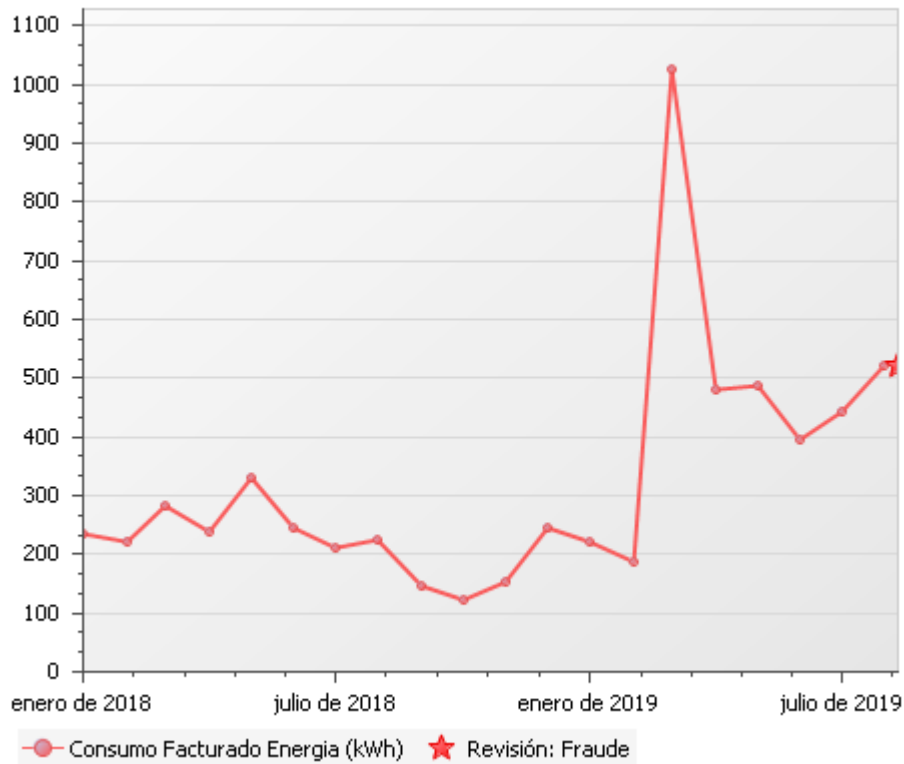
Figura 11. Resultados perfil - Clientes con fraude no direccionados por RI - Sin ser detectados por reglas.

Perfiles de revisión » [ESSA] : Fraude [Área Metropolitana] -FA				
Arrastre una columna aquí para agrupar por dicha columna				
	Código Instalación (Original)	Reglas	Riesgo	Energía a Recuperar
☐	1607335	,10697,	0,0	0
☐	1607326	,10697,	0,0	0
☐	1607322	,10697,	0,0	0
☐	1607314	,10697,	0,0	0
☐	1607313	,10697,	0,0	0
☐	1607312	,10697,	0,0	0
☐	1607308	,10697,	0,0	0
☐	1607303	,10697,	0,0	0
Página 1 de 2 (163 elementos) ◀ 1 2 ▶				

3. A continuación, se revisan los clientes resultantes con el fin de encontrar patrones que puedan representar su consumo, el consumo del transformador al cual está asociado, las pérdidas del transformador, otras propiedades específicas que pueda tener o una combinación entre algunas o todas las anteriores.

En la Figura 12 se observa el comportamiento de uno de los clientes identificados, en este caso, el usuario tiene un comportamiento relativamente estable hasta febrero 2019, en marzo se observa un pico de consumo inusual, aumenta de 190 kWh a 1031 kWh (540%) posterior a éste, el consumo vuelve a disminuir, aunque no totalmente a sus valores anteriores (482 kWh).

Figura 12. Consumo facturado mensual de un cliente.



Este comportamiento resulta interesante, al considerar que podría tratarse de un cliente que ha mantenido un fraude en su medida desde hace mucho tiempo, por lo cual, es probable que nunca se observe una caída en su facturación. El pico de consumo podría indicar que, durante algún tiempo, retiró el fraude de su instalación (posible descuido) y luego lo volvió a realizar.

Todo esto puede ser modelado con las condiciones descritas a continuación y su configuración mostrada en la Figura 13, regla creada 9324 – *Consumo sin variación con pico de consumo*:

- Pico de consumo: buscar consumo máximo y garantizar que este valor sea al menos el doble del valor de consumo facturado del mes anterior y mes siguiente a este (S1 a S3).

- Consumo similar antes y después del pico: garantizar que el valor posterior al pico no difiera en más del 10% con respecto al valor anterior (S6 a S9).
- Promedios de consumo similares antes y después del pico: se consideró el promedio de consumo de los 6 meses anteriores al pico y los 6 meses posteriores al pico y que entre ellos no variaran más de 10%. En este punto fue necesario crear atributos nuevos que realizaran el cálculo de los promedios indicados (S15 a S18).

- Últimos 12 periodos con consumo facturado y mayor a 0 (S4 y S5).

Figura 13. Configuración nueva regla.

☐	S1	(MAX_ConsumoFact_36M_1M * 0.5)
☐	S2	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(-1) <= S1)
☐	S3	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(+1) <= S1)
☐	S4	(MIN_ConsumoFact_12M_1M > 0)
☐	S5	(CANT_ConsumoFact_12M_1M = 12)
☐	S6	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(-1) * 0.9)
☐	S7	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(-1) * 1.1)
☐	S8	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(+1) >= S6)
☐	S9	(VAL_MaxConsumoFact_36M_1M(+1) <= S7)
☐	S10	(S2 AND S3 AND S4 AND S5 AND S8 AND S9)
☐	S11	(VAL_Empresa = 'ESSA')
☐	S12	(VAL_Constante de Facturación de la instalación IN("#1#0","1.00"))
☐	S13	(VAL_EsMacromedidor_1M = 'I')
☐	S14	(S10 AND S11 AND S12 AND S13)
☐	S15	(PROM_ConsumoFacturado_Max_ConsumoFact_36M_1M(-6)_Max_ConsumoFact_36M_1M(-1) * 0.9)
☐	S16	(PROM_ConsumoFacturado_Max_ConsumoFact_36M_1M(-6)_Max_ConsumoFact_36M_1M(-1) * 1.1)
☐	S17	(PROM_ConsumoFacturado_Max_ConsumoFact_36M_1M(+1)_Max_ConsumoFact_36M_1M(+6) >= S15)
☐	S18	(PROM_ConsumoFacturado_Max_ConsumoFact_36M_1M(+1)_Max_ConsumoFact_36M_1M(+6) <= S16)
☒	S19	(S14 AND S17 AND S18)

En las Figuras 14 a 17 se observan la efectividad simulada para las cuatro regiones en que se divide la operación del proyecto, comprobando que en algunas tendría mejor desempeño que en otras.

Figura 14. Efectividad simulada – Región Metropolitana.

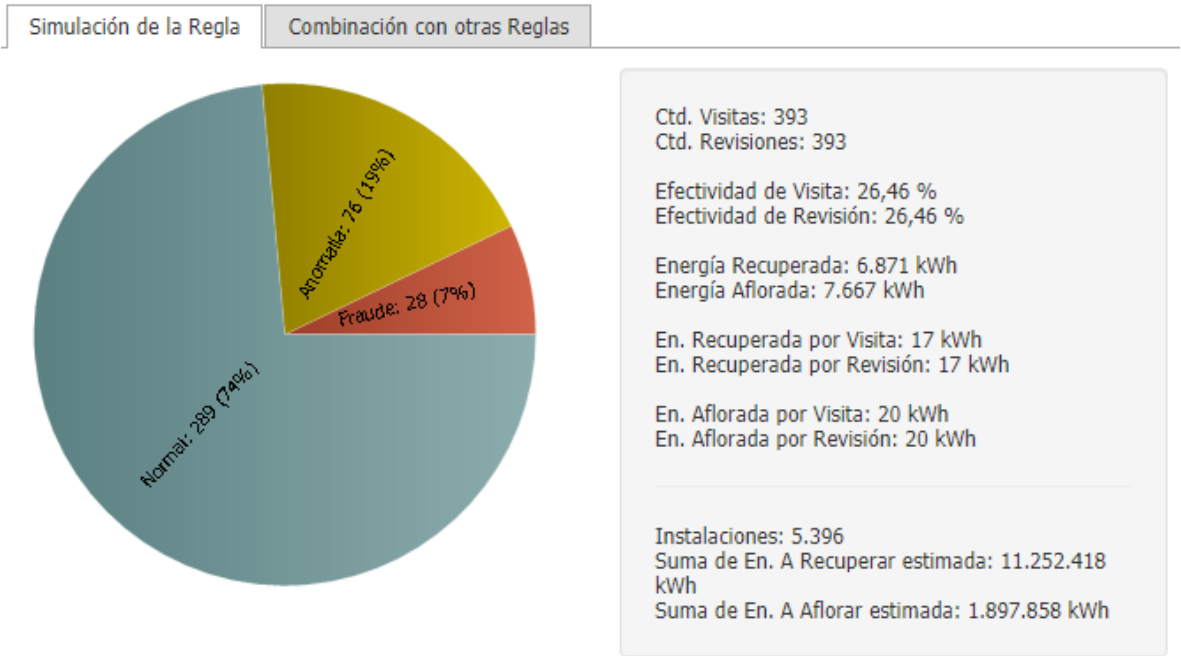


Figura 15. Efectividad simulada – Región Sur.

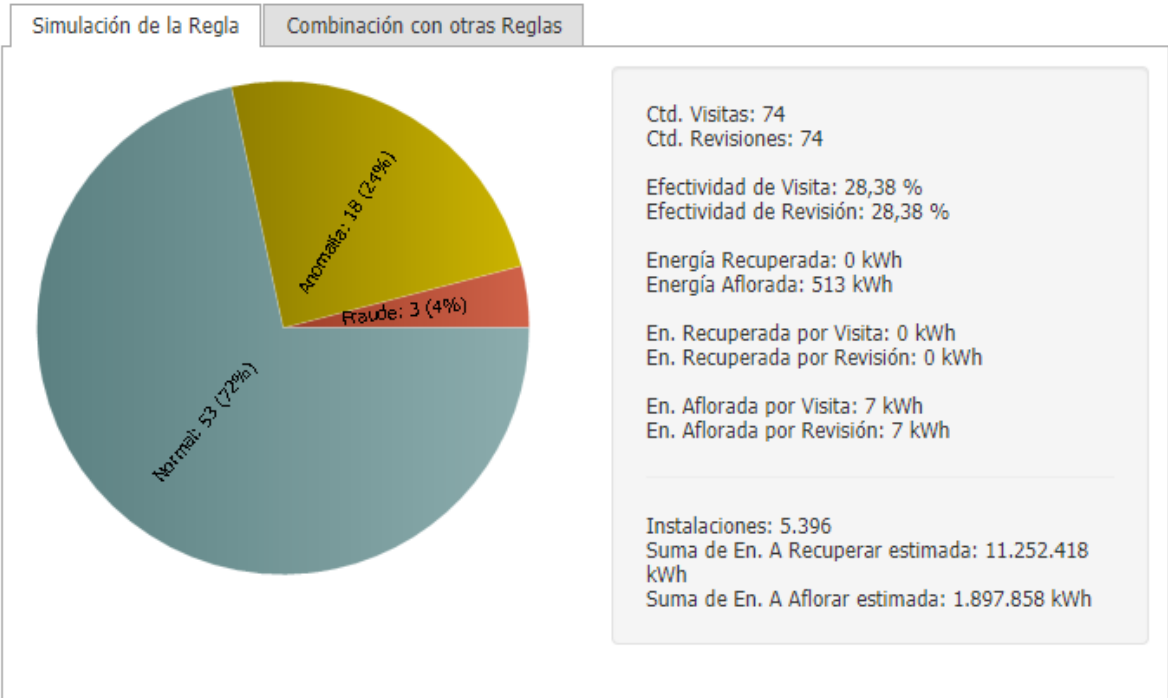


Figura 16. Efectividad simulada – Región Magdalena Medio.

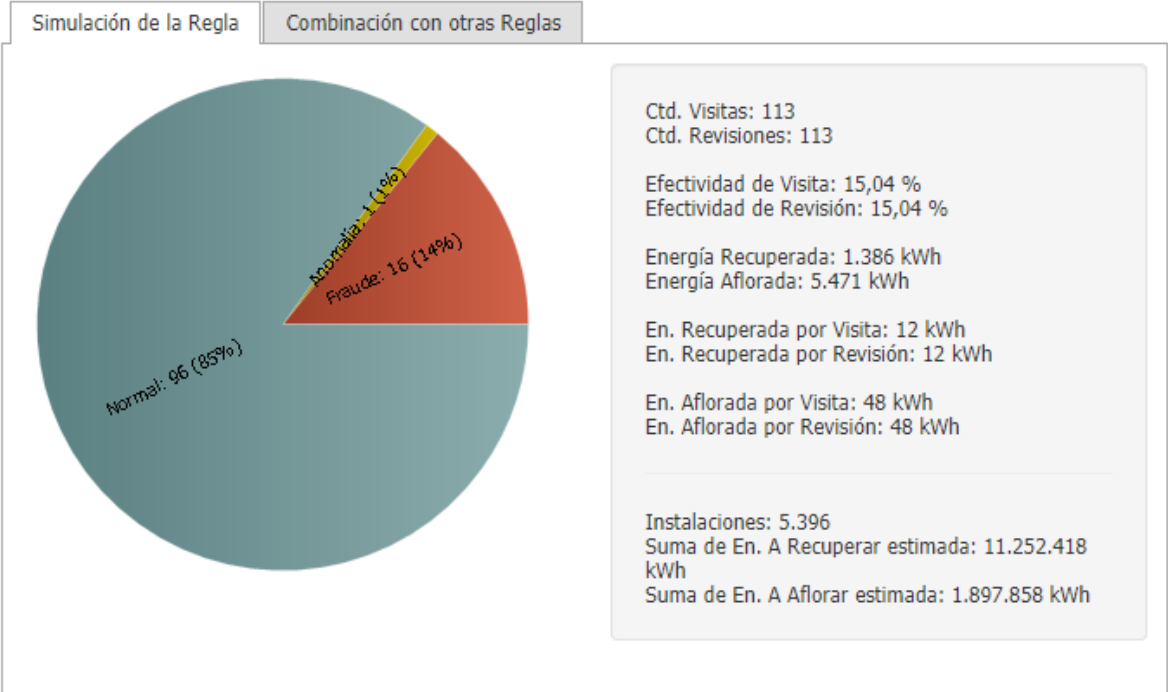
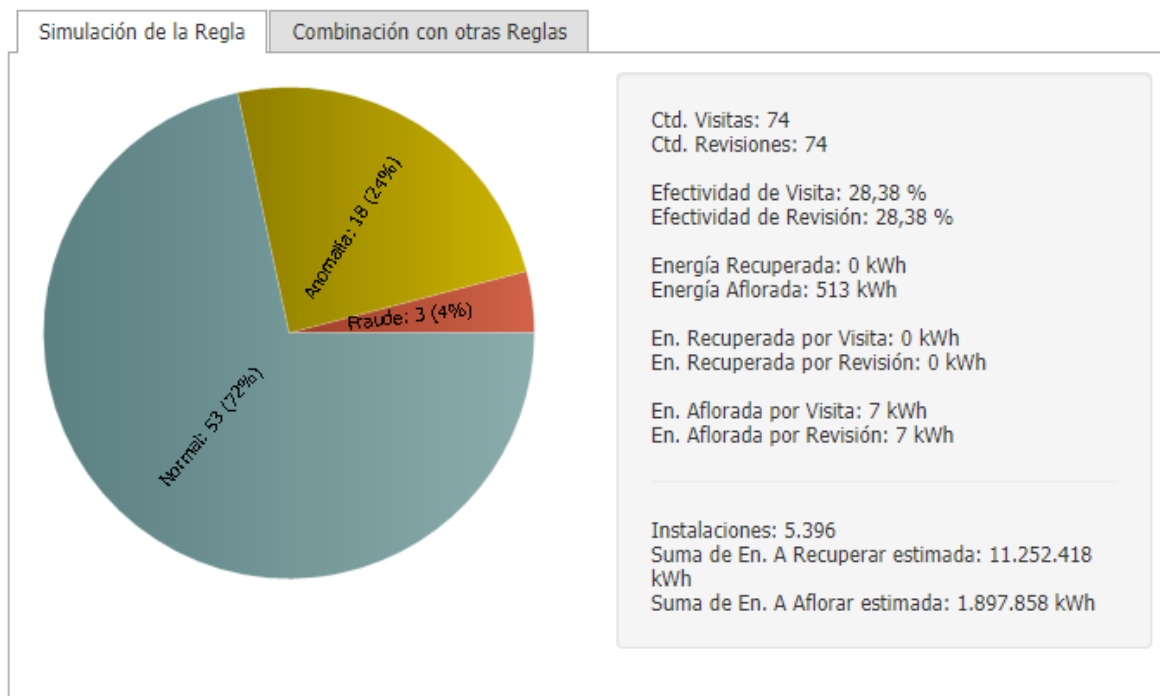


Figura 17. Efectividad simulada – Región San Alberto.



Siguiendo esta metodología se crearon varias reglas, algunas de ellas se muestran en la Tabla 9 con la cantidad de clientes asociados y su efectividad simulada.

Tabla 9. Reglas creadas.

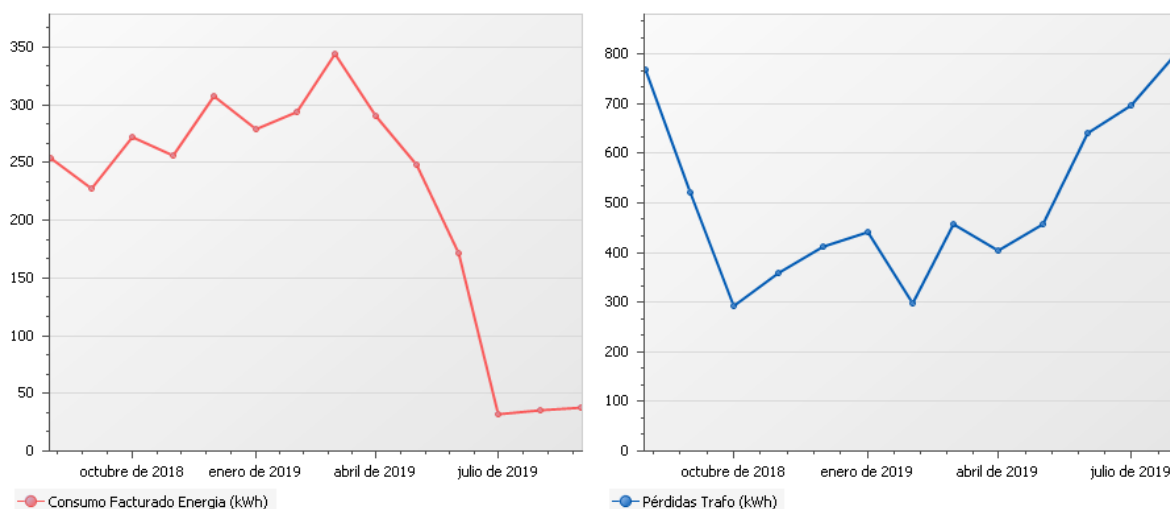
ID_REGLA	NOMBRE_REGLA	DESCRIP_REGLA	QUANTIDADE DE UCS	EFFECTIVIDAD SIMULADA
10748	ESSA-14-Correlación ConsumoInstalaciones X %PerdidasTransformador V2_ Magdalena - NJ	(9149) Correlación negativa, del consumo de las instalaciones y el % de pérdidas del transformador	941	39,19%
10736	[ESSA] - Fraude: Consumo con volatilidad 12M_ Magdalena - NJ	Consumos que no tienen tendencia, pero alta volatilidad	1036	18,67%
10738	[ESSA] - Fraude: Prepago sin recargas _ Magdalena - NJ	Instalaciones prepago, cuyo consumo es cero por 3 meses	298	19,30%
10742	[ESSA] : Reincidentes - Consumo antes de revisión y 6M después _ Magdalena - NJ	Clientes con resultado fraude con consumo actual similar al anterior a la revisión	2250	22,22%
9234	ESSA - Consumo sin variación con pico de consumo.	Clientes con un consumo normal antes de un pico de consumo y posterior caída.	2974	21,60%

3.2.1 Detalle de las reglas creadas. A continuación, se detallan las nuevas reglas creadas:

- **10748** ESSA-14-Correlación ConsumoInstalaciones X %PerdidasTransformador V2_ Magdalena – NJ

En la figura 18 se observa el comportamiento de un cliente seleccionado con esta regla, consiste en encontrar usuarios que tengan una tendencia en el comportamiento de su consumo totalmente opuesta al la de las pérdidas del transformador en algún periodo de facturación. Y que, su disminución de consumo facturado en dos periodos corresponda, al menos, al 80% del aumento de pérdidas del transformador en los mismos.

Figura 18. Comportamiento de un cliente – regla 10748

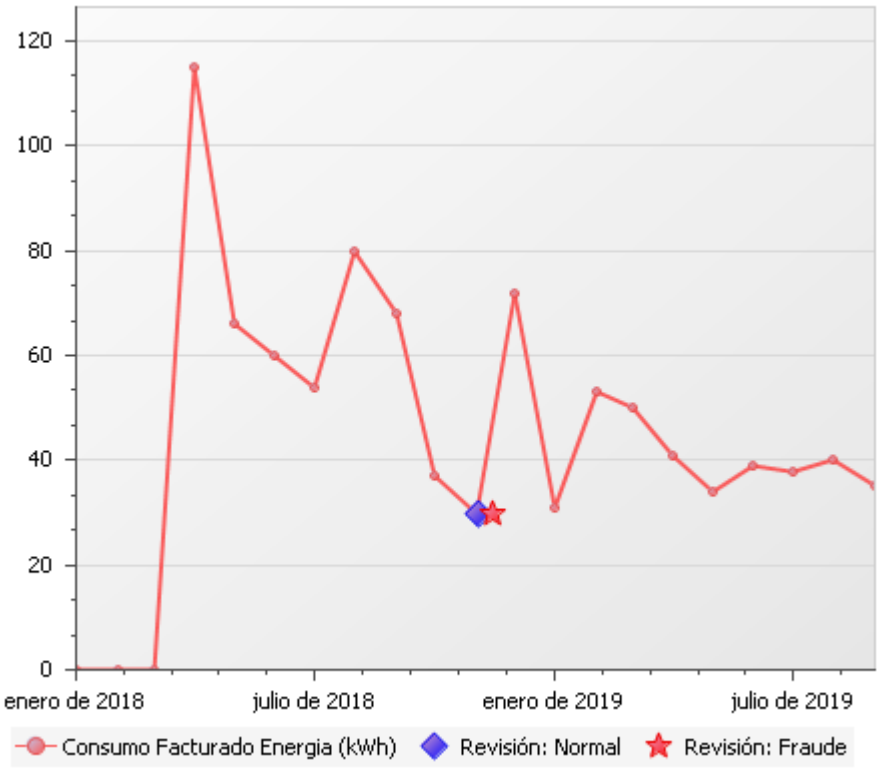


La principal característica de esta regla se observa entre los meses de mayo y junio, los valores de consumo del cliente son 248 kWh y 32 kWh, respectivamente y de pérdidas del transformador 456 kWh y 696 kWh. Con esto se obtiene una disminución de consumo de 216 kWh, que representa el 90% del aumento de pérdidas (240 kWh).

- **10742** [ESSA] : Reincidentes - Consumo antes de revisión y 3M después _ Magdalena – NJ

Esta regla consiste en encontrar clientes que ya tuvieron al menos una revisión en la que se les encontró fraude y que el promedio de su consumo los 3 meses anteriores a su revisión, sean similares (20%) al promedio de los 3 meses después de ésta. Es decir, usuarios que regresan al comportamiento de consumo con el que fueron sospechosos de fraude en el pasado o que no aumentan su consumo facturado después del hallazgo. En la figura 19 se presenta un ejemplo.

Figura 19.Comportamiento de un cliente – regla 10742.



En este caso, los promedios de consumo antes y después del hallazgo son:

PROM_ConsumoFact_UltFraude_UltFraude+3M	52,00
PROM_ConsumoFact_UltFraude-3M_UltFraude	45,00

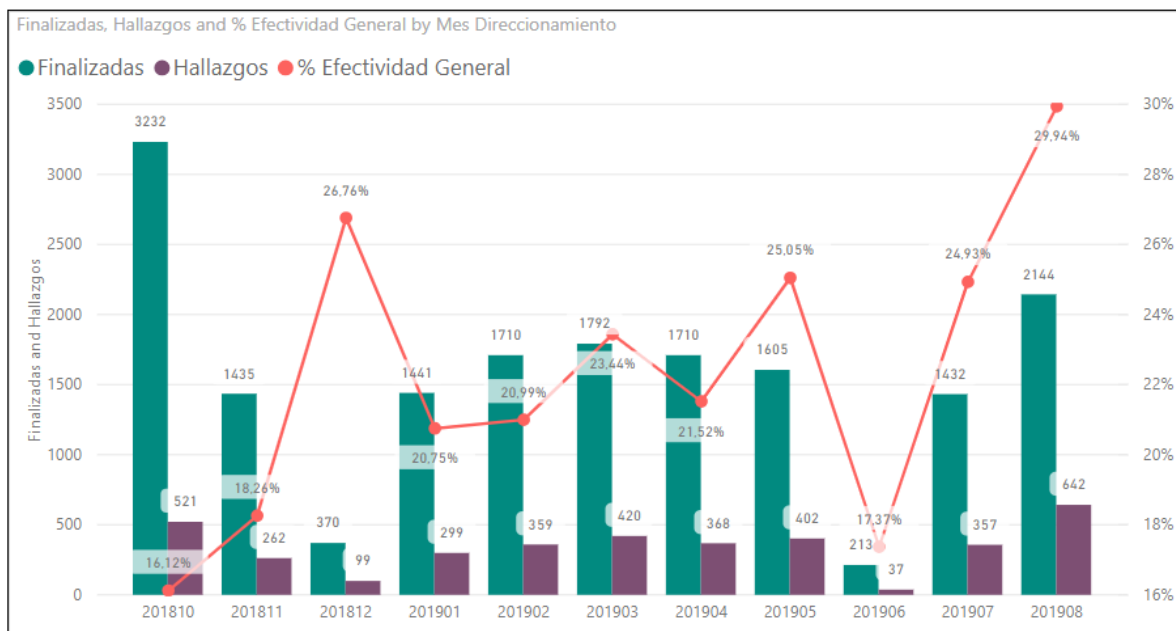
Dando como resultado una variación de -15%, haciendo que sea sospechoso al no mantener el aumento de consumo visto en el mes siguiente de a la revisión.

4. EVOLUCIÓN DE EFECTIVIDAD RI

Al poner en práctica las estrategias mencionadas en el capítulo anterior, se ha logrado aumentar la efectividad de las revisiones direccionadas desde RI, como se observa en la Figura 20, de la cual, es importante mencionar algunos puntos:

- La cantidad de revisiones se disminuyó a partir de noviembre 2018, como determinación a seguir hasta alcanzar, al menos, el valor de la meta propuesta (24%).
- En diciembre 2018 la cantidad de revisiones fue muy inferior, debido a baja ejecución por parte de los contratistas, ya que gran parte de su personal se encontraba de vacaciones.
- En junio 2019 se presenta nuevamente disminución en revisiones ejecutadas, esto como consecuencia de los trámites de terminación de uno de los dos contratos con los que cuenta la empresa para el proyecto de reducción de pérdidas y renovación del otro.
- A partir de julio 2019 comienza la operación de los nuevos contratos con normalidad.
- Se considera que la meta se está cumpliendo desde mayo 2019, al excluir la baja ejecución de junio

Figura 20. Efectividad revisiones RI - octubre 2018 a septiembre 2019.



Toda la metodología mencionada en el capítulo anterior fue puesta en práctica a partir de octubre 2018, en donde se comienza a ver una mejora leve para noviembre; seguido por una estabilidad alcanzada por encima del 20% desde enero, mes en el cual se aumentaron las revisiones asociadas a las reglas nuevas; en marzo se identificaron las estrategias que obtuvieron mejores resultados en los dos meses anteriores, por lo que el direccionamiento de clientes para el mes se basó enteramente en ella; en abril se implementaron nuevas estrategias, una importante de ellas fue excluir del direccionamiento los clientes pertenecientes a transformadores que bajo nivel de pérdidas, quedando disponibles los clientes en trafos con mayor pérdida y en trafos en los que se desconoce su pérdida; en julio y agosto se continuó con la metodología de evaluar las mejores estrategias de los meses anteriores e intensificar las revisiones asociadas a ellas.

5. CONCLUSIONES

Un seguimiento adecuado a los resultados de cada regla de direccionamiento permite mejorar continuamente los resultados de efectividad de las revisiones de RI, realizando en cada caso la eliminación o modificación según corresponda. Así como alimentar la herramienta con nuevas reglas cada mes, teniendo a disposición nuevos tipos de clientes con consumos anómalos.

Se detectó en cada región de operación del proyecto un grupo de reglas que se adaptan mejor a su población, permitiendo la creación de un mega perfil para cada una, reduciendo significativamente el tiempo empleado en la selección de clientes, además de permitir seleccionar los más atractivos entre todas las reglas, ya que, algunos tienen un riesgo asociado a más de una.

Como producto de implementar los cambios planteados, las nuevas reglas creadas y una correcta segmentación de clientes, se logra incrementar la efectividad de la herramienta, superando la meta planteada inicialmente. A partir de este punto, el reto consiste en aumentar la cantidad de revisiones mensuales, aumentando o, al menos, manteniendo la efectividad hasta ahora alcanzada.

BIBLIOGRAFÍA

Electrificadora de Santander S.A. E.S.P., “Campaña para impulsar el uso legal de la energía: ESSA le apuesta a la reducción de conexiones ilegales.” [Online].

Available:

<https://www.essa.com.co/site/Saladeprensa/ESSAleapuestaalareduccióndeconexionesilegales.aspx>.

Comisión de Regulación de Energía y Gas - CREG, “Propuesta para remunerar planes de reducción de pérdidas no técnicas de energía eléctrica en sistemas de distribución local,” 2011.

Electrificadora de Santander S.A. E.S.P., “PLAN EMPRESARIAL ESSA 2019-2022,” 2019.

Choice Technhnologies, “RI - Portfolio, Manual de Usuario,” 2016.

Choice Technhnologies, “CHOICE Revenue Intelligence™.” [Online]. Available: <https://www.choiceholding.com/solutions/choice-portfolio/>.

Choice Technhnologies, “Proyecto RIHANA - Reglas de direccionamiento,” pp. 1–17, 2011.