



UNIVERSIDAD TÉCNICA PARTICULAR DE LOJA

La Universidad Católica de Loja

TITULACIÓN DE INGENIERO EN INFORMÁTICA

Aplicación de las redes de Petri en el dominio del cometimiento de hurto en supermercados.

Trabajo de fin de titulación

AUTORAS: Alverca Torres Gina Ximena

Valarezo Collahuazo Lucy Yessenia

DIRECTOR: Gómez Alvarado Héctor Fernando, Ing

CARIAMANGA- ECUADOR

2012



Esta versión digital, ha sido acreditada bajo la licencia Creative Commons 4.0, CC BY-NY-SA: Reconocimiento-No comercial-Compartir igual; la cual permite copiar, distribuir y comunicar públicamente la obra, mientras se reconozca la autoría original, no se utilice con fines comerciales y se permiten obras derivadas, siempre que mantenga la misma licencia al ser divulgada. <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>

Septiembre, 2018

Certificación

Ingeniero

Héctor Fernando Gómez Alvarado

DIRECTOR DEL TRABAJO DE FIN DE CARRERA

CERTIFICA:

Que el presente trabajo, denominado “Aplicación de las Redes de Petri en el dominio de cometimiento de hurto en supermercados” realizado por las profesionales en formación ALVERCA TORRES GINA XIMENA y VALAREZO COLLAHUAZO LUCY YESSENIA; cumple con los requisitos establecidos en las normas generales para la Graduación en la Universidad Técnica Particular de Loja, tanto en el aspecto de forma como de contenido, por lo cual me permito autorizar su presentación para los fines pertinentes.

Loja, Junio del 2012

f)

CESIÓN DE DERECHOS

Gina Ximena Alverca Torres Y Lucy Yessenia Valarezo Collahuazo, declaramos ser autoras del presente trabajo y eximo expresamente a la Universidad Técnica Particular de Loja y a sus representantes legales de posibles reclamos o acciones legales.

Adicionalmente declaro conocer y aceptar la disposición del Art. 67 del Estatuto Orgánico de la Universidad Técnica Particular de Loja que en su parte pertinente, textualmente dice: “Forman parte del patrimonio de la Universidad la propiedad intelectual de investigaciones, trabajos científicos o técnicos y tesis de grado que se realicen a través o con el apoyo financiero, académico o institucional (operativo) de la Universidad”.

f:.....
Alverca Torres Gina Ximena
1103799712

f:.....
Valarezo Collahuazo Lucy Yessenia
1104062664

AUTORÍA

Las ideas, conceptos, procedimientos y resultados vertidos en el presente trabajo de fin de carrera, son de exclusiva responsabilidad de las autoras.

Alverca Torres Gina Ximena Lucy Yessenia Valarezo Collahuazo

DEDICATORIA

Al término de mi carrera universitaria agradezco a Dios por la sabiduría y la fuerza de voluntad para alcanzar mis metas y cumplir mis ideales, a mis padres y hermano ya que sin su apoyo esto no habría sido posible; a mi esposo y a mi hija por su apoyo incondicional y por su motivación para la culminación de mi carrera.

Gina Alverca

El presente trabajo quiero dedicarlo primeramente a Dios, Creador Supremo que ha hecho posible mi realización profesional; a mis queridos padres, esposo y a mi pequeña hija motivo de mi orgullo y superación que me supieron brindar el apoyo, cariño y comprensión durante el transcurso de mi formación.

Yessenia Valarezo

AGRADECIMIENTO

Dejamos constancia de nuestro imperecedero agradecimiento a las Autoridades y Docentes de la Universidad Técnica Particular de Loja y de manera especial a la Escuela de Ciencias de la Computación y su director en la persona del Ing. Nelson Piedra, a los distinguidos catedráticos y catedráticas; que desinteresadamente imparten sus conocimientos, los que nos sirvieron de guía en la formación profesional.

Al culminar con éxito la presente investigación queremos expresar nuestra gratitud al Ing. Héctor Gómez director de la presente Tesis, Ing. Priscila Valdiviezo e Ing. Samanta Cueva quienes nos orientaron y asesoraron en forma desinteresada para lograr el ideal que nos propusimos convirtiéndonos con beneplácito en personas útiles a la sociedad.

A todas las personas, amigos y compañeros de estudio, que de una u otra manera generosa nos brindaros su apoyo con material bibliográfico, datos, opiniones, ideas, etc. Para la culminación exitosa de la presente Tesis de Grado.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Contenido

Certificación.	II
Cesión de Derechos.	III
Autoría.	IV
Dedicatoria.	V
Agradecimiento.	VI

PROYECTO DE TESIS

“APLICACIÓN DE LAS REDES DE PETRI EN EL DOMINIO DEL COMETIMIENTO DE HURTO EN SUPERMERCADOS”

INTRODUCCIÓN

CAPÍTULO I

1. MARCO TEÓRICO Y TRABAJOS RELACIONADOS

1.1. Marco Teórico

1.1.1. Concepto y Modelo Matemático de las Redes de Petri

1.1.2. Propiedades de las Redes de Petri

1.1.3. Clasificación de las Redes de Petri

1.1.3.1. Redes de Petri Coloreadas

1.1.3.2. Redes de Petri Probabilísticas

1.1.4. Representación gráfica de las Redes de Petri

1.1.5. Redes de Petri y Videovigilancia

1.1.5.1. Distancia de Minkowski

1.1.5.2. Definiciones necesarias para la aplicación de la propuesta

1.2. Trabajos Relacionados

CAPITULO II

2. DISEÑO DE LA SOLUCIÓN

2.1. Modelamiento del Comportamiento humano con Redes de Petri Probabilísticas

2.2. Etiquetado de los videos de Hurto en supermercados

2.3. Diseño de una Red de Petri Probabilística para representar eventos de videovigilancia

2.4. Aporte de un nuevo planteamiento del uso de las Redes de Petri en el dominio de estudio

CAPITULO III

3. EXPERIMENTACIÓN

3.1. Descripción del dominio experimental

3.2. Procedimiento para realizar el Test de las Redes de Petri

3.3. Experimentación con el nuevo planteamiento

Conclusiones

Recomendaciones

4. Bibliografía

5. Anexos

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Representación gráfica de una Rdp

Figura 1.2. Lugar activo

Figura 1.3. Transición sensibilizada

Figura 1.4. Transición validada

Figura 2.1. Rdpp para comportamiento normal

Figura 2.2. Diagrama de comportamiento normal

Figura 2.3. Rdpp para comportamiento sospechoso

Figura 2.4. Diagrama de comportamiento sospechoso

Figura 2.5. Árbol de alertas

Figura 2.6 Marcov.png

Figura 3.1. Descripción del dominio experimental comportamiento normal

Figura 3.2 Descripción del dominio experimental comportamiento sospechoso

Figura 4.1. Ejemplo de Robo de móvil Youtube

Figura 4.2. Red de Petri para el objeto 0

Figura 4.3 Red de Petri para los Objetos 1 y 2

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Manejo de Eventos

Tabla 1.2. Obtención de Probabilidades

Tabla 2.1. Secuencia Sospechosa

Tabla 2.2. Tabla de probabilidades

Tabla 3.1. Resultado de test de las Rdpp con la red de comportamiento normal

Tabla 3.2. Ejemplo de la obtención de la distancia de Minkowski

Tabla 3.3. Resultados de la Búsqueda de la secuencia merodeador

Tabla 4.1. Número de ocasiones que el Objeto 0 repite sus acciones

Tabla 4.2. Número de ocasiones que el Objeto 1 repite acciones

Tabla 4.3. Número de ocasiones que el Objeto 2 repite sus acciones

Tabla 4.4. Resultados de los videos observados

Tabla 4.5. Resultados de los videos observados en base al tiempo

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 2.1. Algoritmo para la Obtención de la secuencia de estados

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1.1.

RESUMEN EJECUTIVO

La presente Tesis como objetivo el identificar patrones de comportamiento humano mediante Redes de Petri, en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados.

Se realizó un proceso de registro de eventos, consistió en solicitar a una persona que observe atentamente los vídeos y luego anote (etiquete) manualmente los eventos que en él se van sucediendo, todo esto durante el transcurso de una ventana temporal.

En el presente trabajo, usando una Red de Petri, se modelará el comportamiento humano, con el fin de solventar los errores obtenidos por medio de visión artificial, por ello se observarán vídeos de hurto, se etiquetarán manualmente los estados generados por las personas vigiladas, se construirán secuencias con los estados registrados y por último se diseñarán la Redes de Petri para modelar el comportamiento.

Como aporte final el resultado fue satisfactorio por lo que las Redes de Petri diseñadas en este trabajo han logrado modelar el comportamiento humano normal y sospechoso ya que los errores obtenidos con cada una de las Redes son bajos en relación al número de vídeos observados.

OBJETIVOS

General:

- Identificar patrones de comportamiento humano mediante redes de Petri, en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados.

Específicos:

- Elaborar un estado del arte que permita identificar los trabajos relacionados con la identificación de patrones por medios estocásticos.
- Establecer las ventajas y desventajas que ofrecen las redes de Petri para identificar patrones de comportamiento humano, en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados.
- Conocer el funcionamiento de las redes de Petri, mediante su modelo matemático y su representación lógica.
- Experimentar con las redes de Petri, en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados.
- Establecer conclusiones y recomendaciones de la aplicación de las Redes de Petri al dominio en estudio.

INTRODUCCIÓN

La representación del comportamiento humano es un tema tratado por la psicología, en la cual se enfocan temas como: conducta, motivación organización, etc.(ALBANECE M). Partiendo de los temas anteriores, el diseño de algoritmos para analizar el comportamiento humano y detectar actividades comunes ha sido tema de investigación de algunos científicos y grupos de investigación en los últimos diez años(CHELLAPA R, 2008).

El problema a resolverse es obtener una adecuada selección de eventos que puedan en conjunto representar alguna actividad específica de más alto nivel (por ejemplo, llamar por teléfono, cocinar, hurtar, etc.).

En este trabajo se analizó los eventos que registran las personas en imágenes de vídeo, en el dominio de estudio fue el de personas que cometen hurto en supermercados (una persona por vídeo). El proceso de registro de eventos, consistió en solicitar a una persona que observe *atentamente* los vídeos, y luego anote (etiquete) manualmente los eventos que en él se van sucediendo. Todo esto durante el transcurso de una ventana temporal.

El proceso anterior dio como resultado un conjunto de secuencias de eventos. Por ejemplo, las personas observaban una cámara, luego tomaban un producto, luego caminaban, etc. Las secuencias obtenidas se compararon entre sí para obtener aquellas que coincidían. Esto con el fin de determinar cuáles serán los *eventos comunes* de las personas que cometían hurto en supermercados, y la probabilidad de transición entre eventos pertenecientes a las secuencias coincidentes.

Obtenidas las secuencias coincidentes y las probabilidades de transición entre sus eventos, fue necesario *buscar una estructura* que permita almacenar el resultado, siendo la Red de Petri Probabilística (Rdpp) la escogida para dicha función.

Con el fin de describir el desarrollo de la investigación y de fundamentar la selección de las Rdpp, este trabajo está dividido de la siguiente manera: En el epígrafe 1, se describirá el marco teórico y se expondrán los trabajos relacionados a la representación del comportamiento humano utilizando redes de Petri, modelo matemático, propiedades, clasificación y representación gráfica de las Redes de Petri. En el epígrafe 2, se encuentra el Diseño de la solución de las redes de Petri Probabilísticas para representar a los comportamientos encontrados en el dominio de estudio y la descripción del aporte de un nuevo planteamiento del uso de las Redes de Petri en el dominio de estudio; en el epígrafe 3 se procedió a la experimentación, conclusiones y recomendaciones. La bibliografía utilizada en la presente investigación se describe en el epígrafe 4. Por último se exponen los anexos en los cuales se encontrará un ejemplo de etiquetado de un video en el cual se cometió hurto, y las secuencias de los videos, las cuales se las obtuvo manualmente. Estas secuencias son utilizadas para calcular la probabilidad de transición como se explica más adelante.

CAPÍTULO I

MARCO TEÓRICO Y TRABAJOS RELACIONADOS

1.1. MARCO TEÓRICO

1.1.1. Concepto y Modelo Matemático de las Redes de Petri

Las Redes de Petri fueron inventadas por el alemán Karl Adam Petri en 1962, dichas redes ayudan a establecer los fundamentos para el desarrollo teórico de los conceptos básicos de las redes de Petri, y son consideradas una herramienta para el estudio de los sistemas.

Las redes de Petri (Rdp en lo sucesivo) constituyen una conocida alternativa para describir comportamientos de sistemas concurrentes, una característica importante de los sistemas de tiempo real es la concurrencia.

Como se puede leer, una red de Petri es un grafo orientado con dos tipos de nodos: lugares (representados por circunferencias) y transiciones (representados por segmentos rectos). Los lugares y las transiciones se unen mediante arcos o flechas. Un arco une siempre lugares con transiciones y nunca dos lugares o dos transiciones. Una transición puede ser destino de varios lugares y un lugar puede ser el destino de varias transiciones. También las transiciones pueden ser origen de varios lugares y un lugar puede ser origen de varias transiciones. Los lugares pueden presentar marcas (una marca se representa mediante un punto en el interior del círculo) (“Redes de Petri” Departamento de Ingeniería Electrónica de Sistemas Informáticos y Automática Universidad de Huelva. Automatización Industrial, 2010).

En una red de Petri, cada lugar tiene asociada una acción o salida y, los lugares que contienen marcas se consideran lugares activos. A las transiciones se les asocia estados y se sensibilizan cuando todos sus lugares de origen están marcados. Cuando ocurre un estado asociado a una transición se dice que la transición está validada (habilitada).

De acuerdo a lo propuesto en (Joo S, 2006), matemáticamente, una Red de Petri es una tupla de cinco elementos $PN = (P, T, F, W, M_0)$ en donde:

$P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ es un conjunto finito de sitios

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ es un conjunto finito de transiciones

F es el conjunto de arcos.

W es la función de peso

M_0 es la marcación inicial

En la actualidad, se han desarrollado una gran variedad de tipos de redes de Petri y existen distintas clasificaciones para ellas. En las redes de Petri se conocen como redes de *bajo nivel (redes lugar/transición)* y su clasificación más común es coloreadas, estocásticas y jerárquicas, a las cuales se las conoce como redes de Petri clásicas. Entre las redes de Petri de bajo nivel, las más cercanas a modelar el comportamiento humano en el dominio en estudio son las redes de Petri probabilísticas (WILA., 1996).

Una red de Petri probabilística (Albanece, 2009) (Rdpp), es una red de Petri formada por la tupla $PPN = \{P, T, \rightarrow, F, \delta\}$, en donde:

P y **T** son conjuntos finitos y disjuntos, formados por lugares y transiciones respectivamente.

\rightarrow es el arco que conecta a los lugares y transiciones. Se conoce como nodo predecesor, preset; al nodo $x \in P \cup T$, del cual sale el arco. Su definición matemática es $\{y|y \rightarrow x\}$ y su representación es x . Se conoce como nodo postset, al nodo $x \in P \cup T$, al cual llega el arco. Su definición matemática es $\{y|x \rightarrow y\}$ y su representación es x .

F es una función definida sobre un conjunto de lugares P , que asocian a las transiciones, una probabilidad que permite el paso de un lugar a otro. Sea la transición $\{t|x \rightarrow t\}$, sobre esta transición, se aplicará la función $F : x \rightarrow f_x(t)$, donde $x \in P$, y , $f_x(t)$ es la probabilidad asignada para poder alcanzar al nodo postset x . En una red de Petri probabilística, para cada lugar $x \in P$, se definirá como $p^*(x)$, al producto de probabilidades de todos los arcos que tienen como nodo terminal a x .

δ asocia a los estados con su correspondiente transacción. Su definición lógica es $T \rightarrow 2A$. Esta asociación, impone restricciones en una red de Petri, ya que las transiciones se activarán solamente cuando todos los estados asociados a la transición, existan, o sea; hayan sido etiquetados manualmente. Es decir, si $\exists x \in P$, existe al menos un $x = \emptyset$, lo que significa que en una red de Petri probabilística, debe existir al menos un nodo terminal. De la misma manera, en una red de Petri Probabilística, debe darse que $\exists x \in P$, y al menos un $x = \emptyset$, lo que asegura debe existir al menos un nodo de partida.

1.1.2. Propiedades de las Redes de Petri

Según (MURILLO, 2008), las redes de Petri tienen las siguientes propiedades:

Alcance: El alcance es la principal propiedad dinámica y consiste en que cada disparo de una transición habilitada modifica la distribución de los marcados dentro de la red, de acuerdo con las reglas de disparo. Una secuencia de

disparos generará una secuencia de marcados. Se dice que un marcado M_n es alcanzable desde el macado M_0 si y solo si existe una secuencia de disparos que transforme M_0 en M_n . La secuencia de disparos se denota por sigma:

$$\sigma = M_0 t_1 M_1 t_2 M_2 \dots t_n M_n$$

En este caso, M_n es alcanzable desde M_0 por σ , lo cual se escribe de la siguiente forma: $M_0[\sigma > M_n$. El conjunto de todos los marcados posibles a partir de M_0 es denotado por $R(N, M_0)$ y el conjunto de todos los posibles disparos desde M_0 es denotado como $L(N, M_0)$. El problema del alcance consiste en encontrar un $M_n \in R(N, M_0)$, es decir; partiendo de M_0 , las marcas deberán cumplirse en cada M para activar M_n .

Limitable o Acotada: una red $PN=(N, M_0)$ se dice limitada, si el número de marcas de la red en cada lugar no excede un numero finito k , para cualquier marcado alcanzable desde M_0 y existirá dentro de todos los posibles marcados de la red $M(p) \leq k$, y $M(p) \in R(N, M_0)$. Se dice que una red es segura, si es acotada a uno, esto es; si todos los lugares poseen solamente una marca.

Vivacidad: Se dice que una red es viva, si no importa cual marcado haya sido alcanzado, siempre será posible una nueva secuencia σ de disparos y alcanzar un nuevo marcado. Esta propiedad lo que indica es que una red viva garantiza una operación libre de bloqueos. Esta propiedad es deseable en la ejecución de programas.

Reversibilidad y estado inicial: De una Red de Petri (N, M_0) , se dice que es reversible si para cada marcado M_n existente dentro de $R(N, M_0)$, M_0 es alcanzable desde M_n . De esta forma una red de Petri reversible es aquella donde siempre es posible alcanzar nuevamente el marcado inicial o estado inicial del sistema.

Cobertura: Un marcado M dentro de una Red de Petri (N, M_0) , es un conjunto de marcados cubiertos o contenido, si existe un marcado M' dentro de $R(N, M_0)$ tal que $M'(p) \geq M(p)$ para cada lugar p dentro de la Red.

Persistencia: Una Red de Petri es persistente si para cualquiera de dos transiciones habilitadas, el disparo de una transición no deshabilita a la otra transición.

Distancia Sincrónica: Es una métrica asociada al grado de dependencia mutua entre dos estados en un sistema condición/estado. La distancia sincrónica de las transiciones t_1 y t_2 en la $PN=(N, M_0)$ está dada por:

$$d_{12} = \max_{\sigma} |\bar{\sigma}(t_1) - \bar{\sigma}(t_2)|$$

En donde σ es una secuencia de disparos iniciando en cualquier marcado M perteneciente a $R(N, M_0)$ y $\bar{\sigma}(t_i)$ es el número de veces que una transición t_i es disparada en σ .

La red de Petri, ha sido definida como una herramienta para describir las relaciones entre condiciones y estados. En los siguientes apartados, se observará como una red de Petri, puede ser usada para modelar el comportamiento humano basado en secuencias.

En definitiva una Red de Petri posee las siguientes características:(Departamento de Ingeniería Eléctronica de Sistemas Informáticos y Automática, 2010):

- Una Red de Petri es un modelo gráfico, formal y abstracto para describir y analizar el flujo de información.
- El análisis de las Redes de Petri ayuda a mostrar información importante sobre la estructura y el comportamiento dinámico de los sistemas modelados.
- La teoría de las Redes de Petri permite la representación matemática del sistema a ser modelado.
- Las Redes de Petri son de utilidad en el diseño de sistemas de hardware y software, para especificación, simulación y diseño de diversos problemas de ingeniería.
- Las Redes de Petri pueden considerarse como autómatas formales o como generadores de lenguajes formales y tienen asociación con la teoría de grafos.
- Son excelentes para representar procesos concurrentes, así como, procesos donde pueden existir restricciones sobre la concurrencia, precedencia, o frecuencia de esas ocurrencias.

Una de las limitaciones es el hecho de que los tokens (marcaciones de la red de Petri) son *anónimos*, la presencia de un token en una plaza puede denotar sólo la presencia de un mensaje en un buffer, pero no lo que dice el mensaje.

Comparada con otros modelos de comportamiento dinámico, como los diagramas de las máquinas de estados finitos, las Redes de Petri ofrecen una forma de expresar procesos que requieren sincronía. Y quizás lo más importante es que las Redes de Petri pueden ser analizadas de manera formal y obtener información del comportamiento dinámico del sistema modelado.

Para modelar un sistema se usan representaciones matemáticas logrando una abstracción del sistema, esto es logrado con las PN, que además pueden ser estudiadas como autómatas e investigar sus propiedades matemáticas.

Ejecución secuencial: la transición T2 puede dispararse solamente después de la transición t1, lo que implica que se puede tener la relación t2 after t1.

Sincronización: la transición t1 está activa solamente cuando el último token se encuentra en cada lugar, es decir se cumple con todas las marcas para cada uno de los lugares.

Unión: ocurre cuando todas las marcas de muchos lugares se concentran en un solo lugar

1.1.3. Clasificación de las redes de Petri

Actualmente, se han desarrollado una gran variedad de tipos de redes de Petri y existen distintas clasificaciones para ellas, en este trabajo se utilizará la descrita por (WIL, 1997).

En esta clasificación, se distinguen las redes de bajo nivel (redes lugar/transición) y las extensiones más comunes (coloreadas, estocásticas y jerárquicas), conocidas como redes de Petri clásicas. Las redes de Petri de bajo nivel son las que interesan en este trabajo investigativo, puesto que en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados, la aparición de un estado está directamente relacionado con su antecesor, como por ejemplo; para que una persona registre el estado = sentada, anteriormente tuvo que tener un estado = parada. Entre las redes de Petri de bajo nivel, las más cercanas a modelar el comportamiento humano son las redes de Petri probabilísticas (OLIVER N, 1999).

1.1.3.1. Redes de Petri Coloreadas

Este tipo de redes se diferencia por la cualidad que tienen de poder ser utilizadas mediante colores y funciones lineales asociadas a sus arcos.

En cada arco se puede ubicar un token de color que representará un atributo o distintivo, y de ser necesario se utilizarán colores compuestos.

1.1.3.2. Redes de Petri Probabilísticas

En las redes de Petri probabilísticas, la velocidad de llegada y los tiempos de servicio de las tareas se especifican mediante funciones de distribución de probabilidad. Son redes de Petri en las que se introduce el tiempo de duración de los eventos y normalmente, esta extensión se realiza asociando con cada transición un tiempo de disparo. La introducción del tiempo en los modelos de redes de Petri estándar permite la descripción del comportamiento dinámico del sistema, teniendo en cuenta tanto los cambios de estado como la duración de cada acción realizada por el mismo. Estas redes son las de mayor interés para los procesos de descripción y evaluación de los sistemas concurrentes (RAUTERBERG, 2011).

1.1.4. Representación gráfica de las redes de Petri

A una Red de Petri se le puede asociar un grafo dirigido con dos clases disjuntas de nodos, los lugares y las transiciones. En donde:

- Un círculo representa un lugar, una barra representa una transición y un arco dirigido conecta lugares y transiciones.
- Algunos arcos van desde un lugar a una transición y otros desde una transición a un lugar. Un arco dirigido desde un lugar p a una transición t define p como un lugar de entrada para t . Un lugar de salida se indica con un arco desde la transición al lugar.
- Los arcos se etiquetan con sus pesos (enteros positivos). Si una de esas etiquetas se omite, significa que el arco tiene peso uno.

- Las marcas se representan como puntos negros en los lugares.

En las Figuras 1.1, 1.2 y 1.3 se observa la representación gráfica de las redes de Petri.

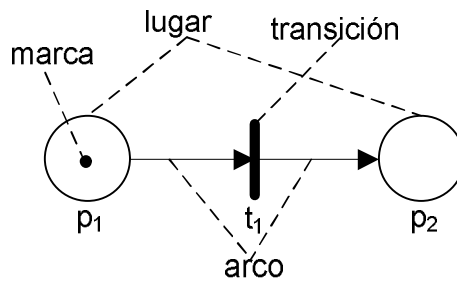


Figura 1.1 Representación gráfica de una Rdp

Los lugares que contienen marcas se consideran lugares activos.

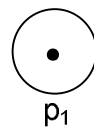


Figura 1.2. Lugar activo

A las transiciones se les asocia eventos (funciones lógicas de las variables de entrada). Una transición se dice que está sensibilizada cuando todos sus lugares origen están marcados.

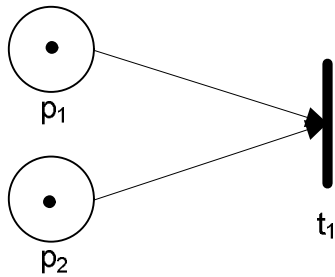


Figura 1.3. *Transición sensibilizada*

Cuando ocurre un evento asociado a una transición, se dice que la transición está validada.

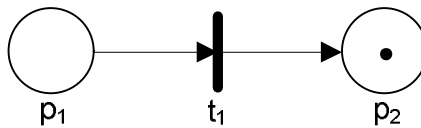


Figura 1.4. *Transición validada*

1.1.5. Redes de Petri y Video vigilancia

En 1.993 en el Reino Unido se empieza a trabajar con técnicas informáticas para identificar perfiles delincuenciales. En la Policía de Northumbria, se utilizó tecnología similar a la de Equipo Centralizado de Análisis, Comparación y Manejo de Homicidios (CATCHEM), para identificar una serie de robos caseros, en los cuales se investigaba con dichas herramientas información del *modus operandi*, ubicación, relación del criminal y la víctima, etc. Siempre que un delincuente de este tipo es reseñado más de cuatro veces en el sistema, es etiquetado como serial y se convierte en sujeto de investigación con el fin de alimentar el sistema. Mientras mayor cantidad de información existía sobre el hecho, mejor eran las conclusiones a las que llegaban los expertos (Tapias, Castellanos, Moncada, & Pérez). En (2000Shareware, 2011), se reconstruyen

escenas de accidentes utilizando tecnología 3D. La información necesaria para la reconstrucción la proveen expertos en el tema.

El dominio de aplicación de este trabajo son las actividades humanas registradas en un supermercado, para lo cual se trabajará con vídeos recogidos de dos zonas: frutas y salud. Los eventos de vídeo que se registran en esas zonas son por lo general los mismos (caminar, parado, observando, etc.), tanto para personas que registran actividades normales como para personas que registran actividades sospechosas. El objetivo es identificar un indicador que permita diferenciar el tipo de actividad (normal y sospechosa). Si este indicador identifica a una actividad como sospechosa, debe hacerlo paulatinamente, es decir; analizando el registro de los eventos, por ejemplo; si se registra el evento caminar, caminar, caminar no se puede decir todavía que esa actividad es sospechosa, pero si sigue repitiéndose o se combina con otros eventos es muy *probable* que se llegue a esa conclusión. Para cada repetición o combinación de eventos deberá generarse un nivel de sospecha, mediante el uso de Redes de Petri Probabilísticas (RPP)

Para examinar la potencialidad de RPP (obtenida mediante la representación de la secuencia patrón), se comparará una nueva secuencia con la *secuencia patrón* representada en la RPP, para ello se utilizará la Distancia de Minkowski, ya que permite recuperar el caso que globalmente sea más similar (o que se encuentre más próximo) al caso que se desea resolver. En el presente caso, dado un conjunto de secuencias de test, se necesita encontrar aquella que globalmente (dada la repetición o combinación de eventos) sea más similar a la secuencia patrón que representa a la actividad merodeadora. La descripción detallada de la Distancia de Minkowski se presenta a continuación:

1.1.5.1. Distancia de Minkowski

Esta función está catalogada dentro del grupo de funciones de similitud global porque recupera el caso que globalmente sea más similar (o que se encuentre más próximo) al caso que se desea resolver, la fórmula es la siguiente:

$$\text{Similitud}(\text{cas}_X, \text{caso}_Y) = \sqrt[r]{\sum_{i=1}^F |x_i - y_i|^r}$$

Ecuación 1.1

En donde F es el conjunto de características o de atributos y; r es el valor de las dos variantes que se utiliza en esta función: distancia de Hamming $r = 1$, distancia Eucladiana $r = 2$; y los valores x_i , y_i representan el valor del atributo i para el caso_X y para el caso_Y respectivamente, (Salamo, Golobardes, Garrel, & Martí, 1999).

En esta investigación se aplica esta distancia ya que permite obtener la similitud basada en la globalidad (repetición y combinación de eventos). Los valores de x_i y de y_i son las probabilidades de ocurrencia del evento en la secuencia de entrada y en el patrón respectivamente.

1.1.5.2. Definiciones necesarias para la aplicación de la propuesta

Una secuencia está compuesta por eventos. Estos eventos se registran en el vídeo en un espacio y tiempo específicos. Un evento se representa por la tripleta:

<E,S,T>

En donde E es el evento, S es el espacio y T es el tiempo. Los eventos se *repiten* en las zonas del supermercado, pero lo que cambia es el número de veces que se *repiten en el etiquetado*.

- Un intervalo temporal es el tiempo en el que se repite un evento.
- Un instante es un segundo de tiempo en el que se registra un evento.

Eventos simples: En esta investigación se manejarán los siguientes eventos considerados como simples (Bremond, Maillot, Thonnat, & Vu, 2004):

Caminando

Parada

Observando

Un ejemplo del manejo de las definiciones anteriores es el siguiente:

EVENTO	Space	TIEMPO	
Camina	Frutas	09:00:00	
Camina	Frutas	09:00:01	
Camina	Frutas	09:00:02	Observando*
Camina	Frutas	09:00:03	Observando*
Camina	Frutas	09:00:04	Observando*
Camina	Frutas	09:00:05	
Parada	Frutas	09:00:06	
Parada	Frutas	09:00:07	
Parada	Frutas	09:00:08	
Parada	Frutas	09:00:09	
Parada	Frutas	09:00:10	

Parada	Frutas	09:00:11
Parada	Frutas	09:00:12
Camina	Frutas	09:00:13

Tabla 1.1. Manejo de Eventos

Durante (Observando, Intervalo (09:00:02-09:00:04))

Después (caminando, caminando), Frutas, Intervalo (09:00:00-09:00:05)

Después (caminando, parada), Frutas, cambio de evento (caminando, parada),
Tiempo (09:00:05-09:00:06)

Después (parada, parada), Frutas, Intervalo (09:00:06-09:00:12)

Después (parada, caminando), Frutas, cambio de evento (parada, caminando),
Tiempo (09:00:13)

Obtención de probabilidades

Los intervalos temporales permiten saber cuántas veces se repite un evento, manteniéndose en el mismo, por ejemplo en Después (caminando, caminando), Frutas, Intervalo (09:00:00-09:00:05), el evento caminando se repite 6 ocasiones. La siguiente tabla es de las probabilidades de registro de eventos en la zona de frutas:

Evento	Caminando	Parada	Observando
Camina	0.16	0.010	
Parada	0.010	0.21	
Observando	0.032		0.04

Tabla 1.2. Obtención de probabilidades

El cálculo de las probabilidades de la tabla anterior, se basa en las repeticiones de los eventos. En el caso anterior, se registró Después (caminando, caminando), Frutas, Intervalo (09:00:00-09:00:05), caminando se repite 6 ocasiones dado que cada evento fue etiquetado por segundo. El número total de eventos registrado (incluidas las repeticiones) es 6, por lo tanto la probabilidad de que la persona camine y luego siga caminado es $(6/15 * 6/15) = 0.16$. En el caso de Observando, su probabilidad es condicional de que caminando haya sucedido, por lo tanto solamente se calcula $P(\text{Observando/Caminando}) = 0.032$.

1.2. TRABAJOS RELACIONADOS

Las Redes de Petri (Rdp) se utilizan para representar la temporalidad de los eventos. En el mismo se presentan soluciones para cuando el modelo genera demasiada cantidad de los mismos (este es uno de los principales problemas que afectan a este tipo de redes (BOBICK A., 1996)). Se verifica que las reglas que usan los sistemas expertos pueden usarse en las Redes de Petri, para la representación de los eventos que suceden en un vídeo, lo que implica que se pueden obtener secuencias de eventos, idea semejante a la propuesta en este trabajo. Pero este tipo de redes no pueden inferir sobre la posibilidad de transición entre un evento y otro, situación necesaria en el dominio de estudio propuesto.

El uso de redes inteligentes para la detección de actividades humanas, generalmente requieren de una algebra que permita la relación entre los eventos, estos tienen directa relación con el tiempo, y por lo tanto restricciones temporales. En este sentido, se puede utilizar lo propuesto en (HUANG T, 1994), en relación al algebra de intervalos de Allens, en la cual: se pueden verificar tres valores en un dominio, siendo estos: pasado, presente y futuro. El

uso aplicativo del algebra de Allen, es el manejo de estos valores, ya que el objetivo es obtener información acerca de las ocurrencias en un intervalo de tiempo, mientras que el uso estricto del algebra definirá por ejemplo, al valor “ahora” solamente como un punto de control en la propagación. El principal problema de este procedimiento, es que para el cálculo del mínimo dominio en la red inteligente se necesita un alto costo computacional.

El otro problema del manejo de eventos es que, es necesario inferir sobre las mismas y producir conocimiento a partir de dichas inferencias. En (HONGENG S, 2001) y (NEVATIA, 2001), por ejemplo, se plantea que el estado de inferencia es una predicción, es decir; si en el tiempo actual T, ha ocurrido una secuencia de frames ubicados entre T-W y T, es posible inferir el evento actual, accediendo a una base de frames anteriores, con el objetivo de *extraer la secuencia de eventos* y determinar cuáles son los antecesores de considerado un evento como actual. Además con este método es posible encontrar la probabilidad de *transición* entre los eventos, utilizando el método de máxima probabilidad (Hongeng S, 2001):

$$NextState = (\alpha * EstadoActual +) (\beta * EstadoPredictivo) \quad (1)$$

Las predicciones del comportamiento humano y de hecho el comportamiento en sí mismo, son tareas complejas, muy dependientes del escenario y del tipo de dominio a tratarse. Esto se afirma con lo expuesto en (Akdemir, 2011):

“En el modelamiento del comportamiento humano, o sea el humano es un dispositivo con un número largo de estados mentales internos, cada uno con un control particular de comportamiento y con transiciones inter-estados probabilísticas”.

Como los estados internos del humano no son observables directamente, este escenario requiere que este estado interno, sea determinado directa o indirectamente por procesos de estimación, ubicando para esos procesos de estimación los modelos ocultos de Markov o HMM (ROBERSONN, 2006). Sin embargo, los modelos ocultos de Markov al estar basados en las cadenas de MarkovN. Roberson, I.Reid, M.Brady, no poseen memoria temporal, es decir solamente recuerdan el último evento sucedido, por lo que no pudiesen ser aplicados sobre el dominio en estudio, en especial si se trata de obtener una secuencia de eventos registrados por las personas.

Dadas las características del dominio en estudio, la aplicación de las redes de Petri Probabilísticas pueden ser aplicadas en el mismo ya que permiten representar la secuencialidad de los eventos(BOBICK A, 1996). Pero, en las redes de Petri un evento es antecesor de otros y estos de otros, por lo que se puede generar un conjunto de eventos secuenciales que sin control pueden causar problemas a la hora de gestionar la red. Debido a esta circunstancia, nuestra propuesta consiste en gestionar al dominio de estudio utilizando redes de Petri Probabilísticas, en donde se puede conocer cuál va a ser el próximo evento de una forma probabilística. Con esta solución se tomarían en cuenta solamente aquellos eventos inferidos por la red y no a un conjunto de eventos fuera de control.

CAPÍTULO II

DISEÑO DE LA SOLUCIÓN

2. DISEÑO DE LA SOLUCIÓN

2.1. Modelo del Comportamiento Humano con Redes de Petri Probabilísticas

En la vida real, los sistemas de visión artificial tienen muchas ambigüedades y errores en la detección de estados, ya que algunas actividades no se registran correctamente en las secuencias, lo cual no permite tener un modelo estable. En el presente trabajo, usando una red de Petri, se modelará el comportamiento humano en el dominio de personas que cometen hurto en supermercados, con el fin de solventar los errores obtenidos por medio de visión artificial. Para ello, se observarán vídeos de hurto en supermercados, se etiquetarán manualmente los estados generados por las personas vigiladas, se construirán secuencias con los estados registrados, y por último se diseñarán redes de Petri para modelar el comportamiento.

Según (PERSE M, 2007) para representar a las actividades que se registran en un vídeo deben tomar en cuenta los siguientes aspectos:

La generación de secuencias.-Se conoce como secuencias a la reunión secuencial de ítemsets. Los ítemsets son la reunión secuencial de estados. Y los estados son las actividades que registran las personas en los vídeos.

Las restricciones temporales.-Son el tiempo que dura una actividad o que se le ha asignado para su duración, las cuales deberán ser integradas en la estructuración de las redes de Petri.

2.1.1. Etiquetado de los vídeos de hurto en supermercados

El significativo esfuerzo de los algoritmos de visión artificial, para detectar varios tipos de estados en un vídeo, ha permitido detectar a personas que ingresan a un sitio o que dejan abandonado su equipaje. Como complemento a ese esfuerzo, en el presente trabajo investigativo, se etiquetarán vídeos en las cuales las personas cometen hurto, para lo cual; las acciones registradas por las personas, se llamarán estados. Se usará la lógica de predicados para las anotaciones, como por ejemplo si una persona toma un producto entonces la representación lógica es: Toma (P: Persona, O: Producto). Esta proposición tomará un valor verdadero si efectivamente la persona toma el producto O, ó, un valor falso en caso contrario. La secuencia descrita a continuación, es un ejemplo de etiquetado de una persona cometiendo hurto en un supermercado, en donde cada frame es un tiempo para el cual se ha registrado las acciones de la persona:

$E(\text{frame}_1) = \{\text{persona ingresa al supermercado, persona camina hacia estantes}\}$

$E(\text{frame}_2) = \{\text{persona se queda parada, persona observa cámaras de seguridad}\}$

$E(\text{frame}_3) = \{\text{persona se queda parada, persona observa cámaras de seguridad}\}$

$E(\text{frame}_4) = \{\text{persona se queda parada, persona observa cámaras de seguridad, persona toma producto}\}$

$E(\text{frame}_5) = \{\text{persona se queda parada, persona devuelve producto a estantes}\}$

$E(\text{frame}_6) = \{\text{persona se queda parada, persona devuelve producto a estantes}\}$

$E(\text{frame}_7) = \{\text{persona se queda parada, persona observa cámaras de seguridad, persona toma producto}\}$

$E(\text{frame}_7) = \{\text{persona se queda parada, persona se guarda el producto}\}$

Los estados anteriores, registran el comportamiento de la persona desde que ingresó al supermercado.

En el siguiente apartado se describirá el manejo de estos estados por medio de una red de Petri probabilística.

2.2. Diseño de una Red de Petri Probabilística para representar eventos de video vigilancia

Como se ha mencionado anteriormente en el dominio de esta investigación es el comportamiento sospechoso de personas que cometen hurto en supermercados. Sin embargo, se consideró importante en esta investigación, también diseñar una Red de Petri Probabilística que permita representar al comportamiento normal de las personas que visitan un supermercado. *Esto con el fin de justificar la hipótesis de que las personas registran los mismos estados, pero que la probabilidad de transición entre los mismos es lo que diferencia su comportamiento.* Utilizando las propiedades de las redes de Petri Probabilísticas se procedió a obtener las Rdpp que representen a los comportamientos encontrados de acuerdo al siguiente algoritmo:

1. Inicio
2. Etiquetar manualmente a los estados observados en el vídeo.
3. Seleccionar a los estados que participarán en el diseño de la Rdpp.
4. Contar las transiciones por cada estado. (Por ejemplo parada a parada, de parada a caminando, etc).
5. Obtener el porcentaje de transiciones por cada estado.
6. Utilizando los estados y los porcentajes obtener la RPP para cada estado identificado en el dominio.
7. Fin.

Cuadro 2.1. *Algoritmo para la obtención de la secuencia de estados*

Utilizando el algoritmo anterior y el etiquetado manual de 70 vídeos de comportamiento normal y 70 vídeos de comportamiento de hurto (BALCAZAR P, 2011), se procedió a diseñar las RPP representativas de cada uno de ellos. Las Rdpp que representan al comportamiento normal se pueden observar en la Figura 2.1 y las Rdpp que representan al comportamiento sospechoso, se pueden observar en la Figura 2.3

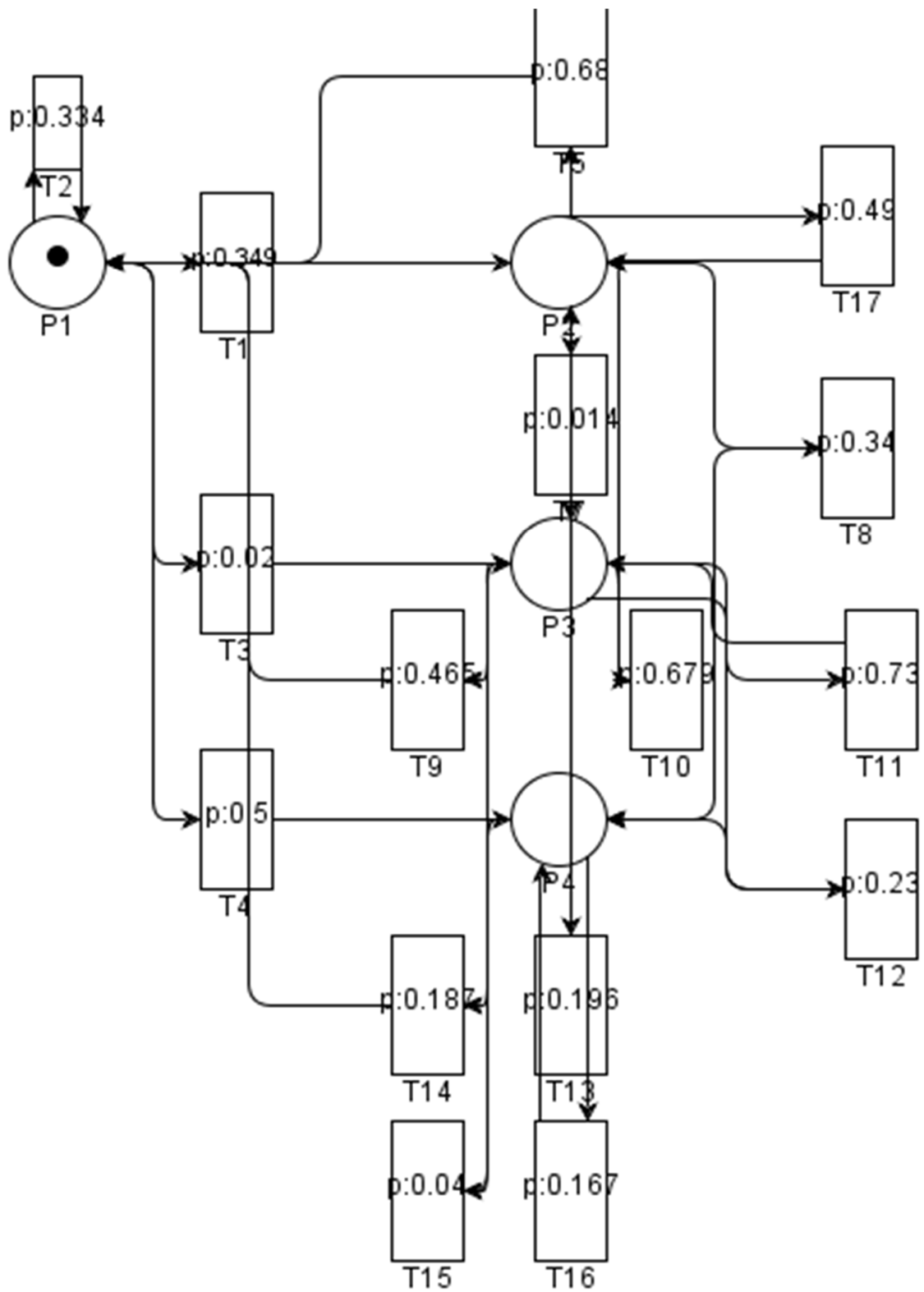


Figura 2.1. Rdpp para comportamiento normal

Repetición de sucesos:

Probabilidad de transición de la persona cuando está parada.

$$\text{Parada} = 33.48$$

$$\text{Camina} = 49.04/33.48=1.46+33.48=34.94$$

$$\text{Observa cámaras} = 0.73/33.48=0.02$$

$$\text{Toma producto} = 16.74 /33.48=0.5$$

Probabilidad de transición de la persona cuando camina.

$$\text{Parada} = 33.48/49.04=0.68$$

$$\text{Camina} = 49.04$$

$$\text{Observa cámaras} = 0.73/49.04=0.014$$

$$\text{Toma producto} = 16.74 /49.04=0.34$$

Probabilidad de transición de la persona cuando observa cámaras de seguridad.

$$\text{Parada} = 33.48/0.73=45.86+0.73=46.59$$

$$\text{Camina} = 49.04/0.73=67.17+0.73=67.90$$

$$\text{Observa cámaras} = 0.73$$

$$\text{Toma producto} = 16.74 / 0.73 = 22.93 + 0.73 = 23.66$$

Probabilidad de transición de la persona cuando toma producto.

$$\text{Parada} = 33.48 / 16.74 = 2 + 16.74 = 18.74$$

$$\text{Camina} = 49.04 / 16.74 = 2.92 + 16.74 = 19.67$$

$$\text{Observa cámaras} = 0.73 / 16.74 = 0.04$$

$$\text{Toma producto} = 16.74$$

DIAGRAMA DE FLUJO DEL COMPORTAMIENTO NORMAL DE UNA PERSONA EN UN SUPERMERCADO

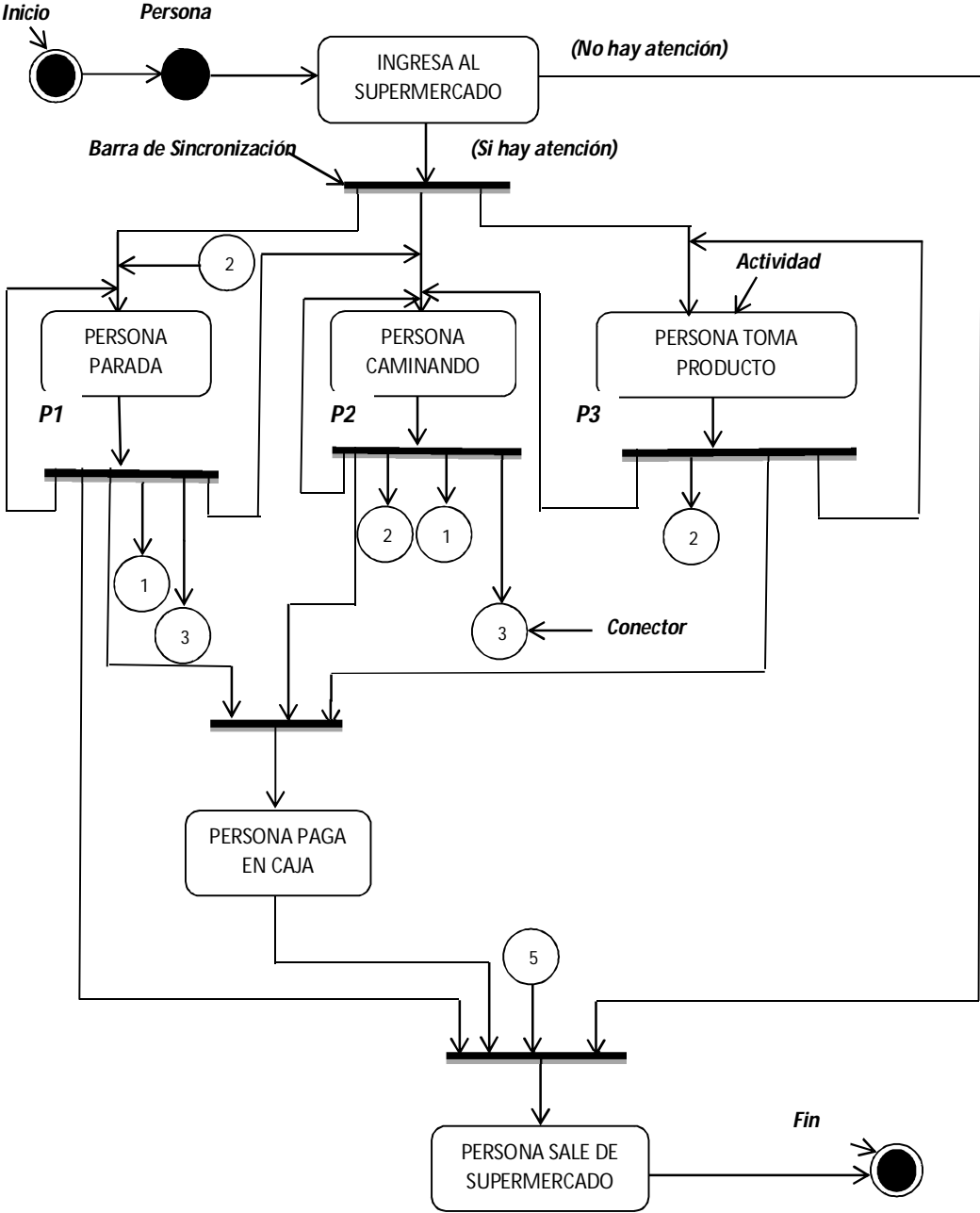


Figura 2.2. Diagrama de comportamiento normal

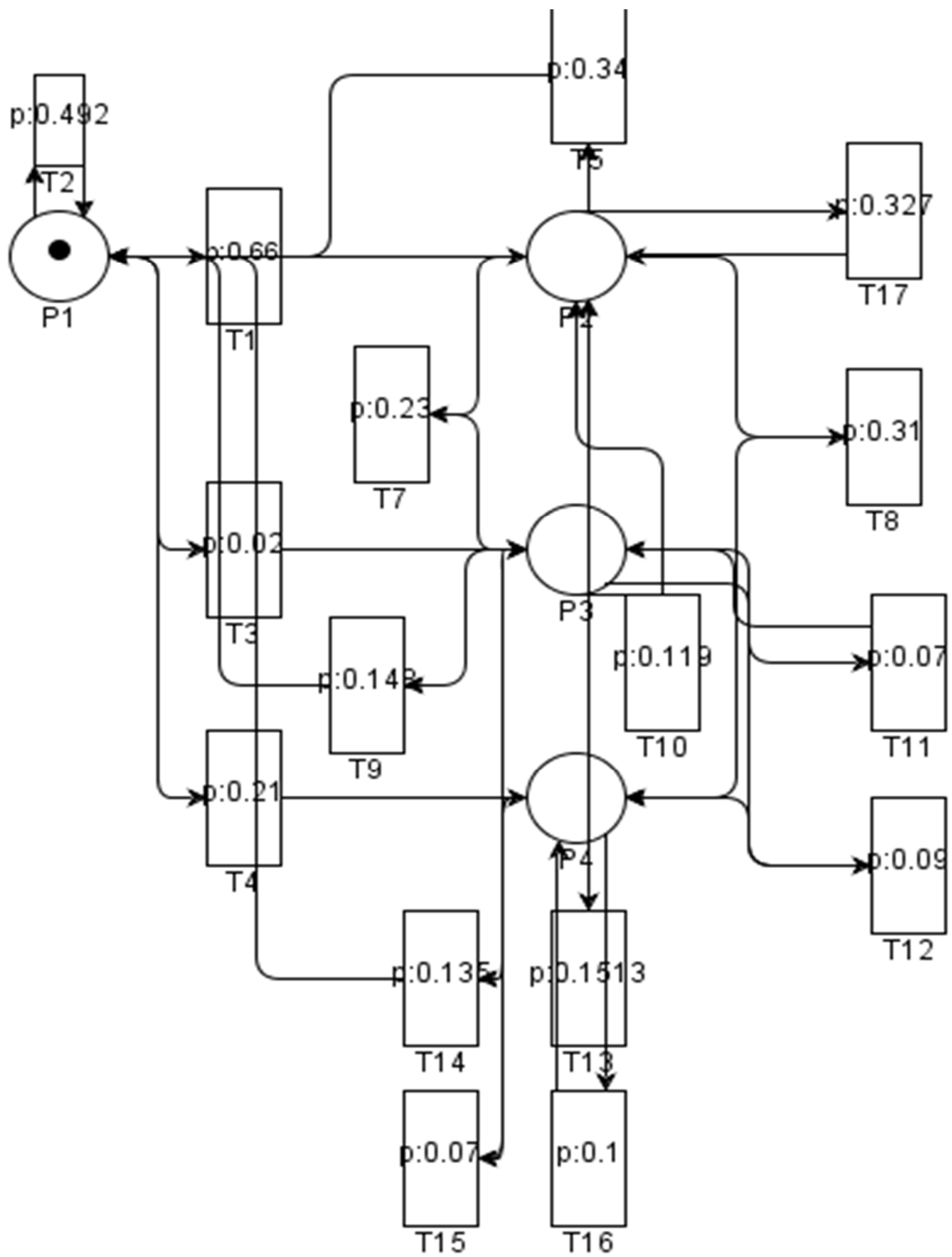


Figura 2.3. Rdpp para comportamiento sospechoso

Repetición de sucesos para comportamiento sospechoso:

Probabilidad de transición de la persona cuando esta parada.

Parada	= 49.2
Camina	= $32.7/49.2= 0.66$
Observa cámaras	= $7.7 /49.2= 0.15$
Toma producto	= $10.4 /49.2= 0.21$

Probabilidad de transición de la persona cuando camina.

Parada	= $49.2/32.7=1.50+32.7=34.2$
Camina	= 32.7
Observa cámaras	= $7.7/32.7=0.23$
Toma producto	= $10.4/32.7=0.31$

Probabilidad de transición de la persona cuando observa cámaras de seguridad

Parada	= $49.2/7.7=6.38+7.7=14.08$
Camina	= $32.7/7.7=4.24+7.7=11.9$
Observa cámaras	= 7.7
Toma producto	= $10.4/7.7=1.35+7.7=9.05$

Probabilidad de transición de la persona cuando toma producto

$$\text{Parada} = 49.2/10.4 = 4.73 + 10.4 = 15.13$$

$$\text{Camina} = 32.7/10.4 = 3.14 + 10.4 = 13.54$$

$$\text{Observa cámaras} = 7.7/10.4 = 0.74$$

$$\text{Toma producto} = 10.4$$

DIAGRAMA DE FLUJO DEL COMPORTAMIENTO SOSPECHOSO DE UNA PERSONA EN UN SUPERMERCADO

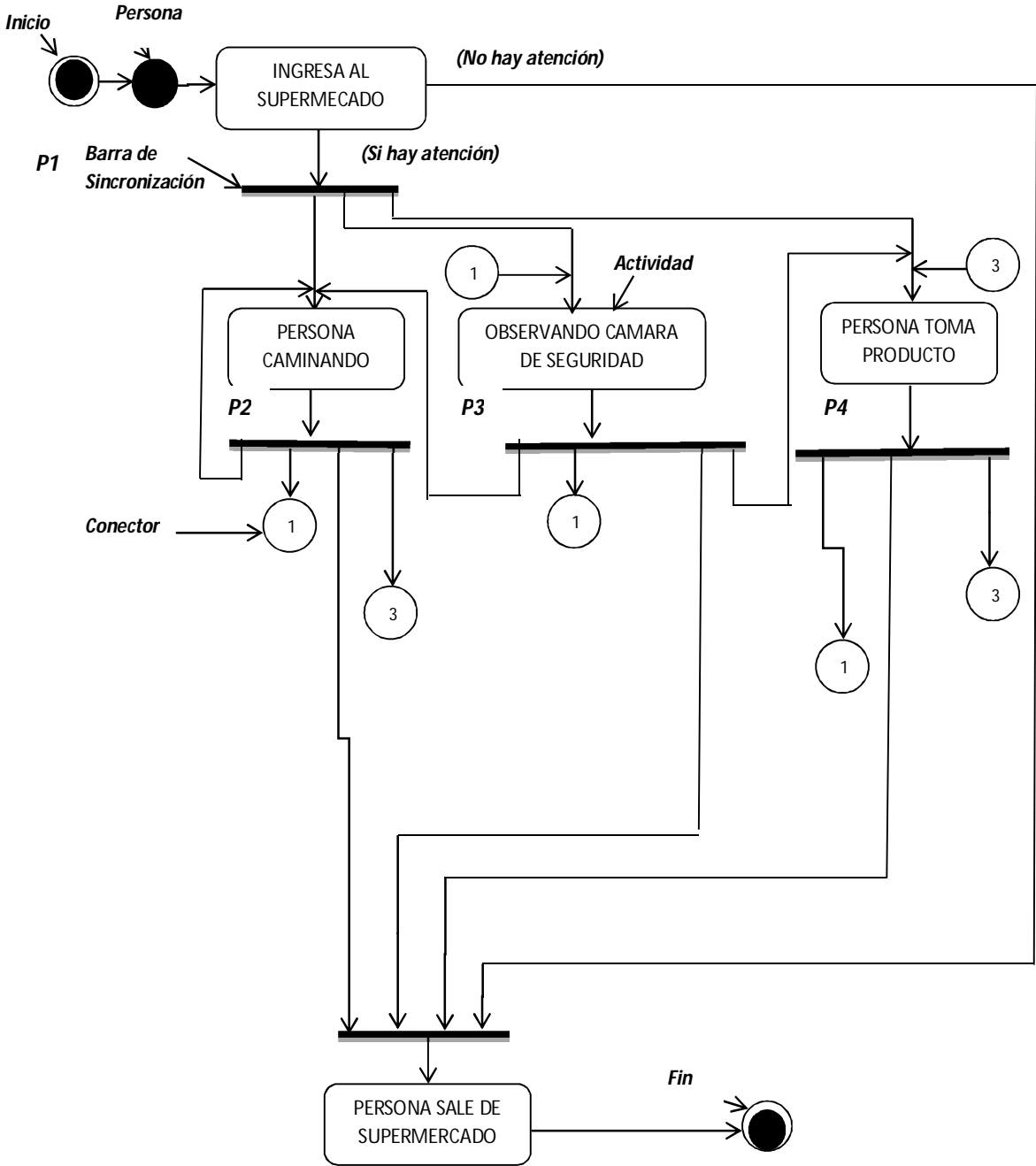


Figura 2.4. Diagrama de comportamiento sospechoso

P1 = parada

P2 = caminando

P3 = observando

P4 = Toma Producto

T1...T17 = Transiciones numeradas entre estados.

En la Figura 2.1 se observa que las probabilidades de transición entre Places (lugares) es distinta, por lo que la hipótesis de que los comportamientos normales se distinguen de los comportamientos sospechosos, analizando la probabilidad de transición, queda comprobada. Con las redes de Petri diseñadas, se procedió a realizar la experimentación, tomando en cuenta nuevos vídeos (no utilizados para el entrenamiento de la red), proceso que se describe en el siguiente epígrafe.

2.3. Aporte de un nuevo planteamiento del uso de las redes de Petri en el dominio de estudio

Dada la definición de (Bremond, Maillot, Thonnat, & Vu, 2004) se dice que es posible inferir la actividad que se está realizando, por medio de secuencias de eventos. Estas secuencias se corresponden con un espacio y tiempo determinado.

Es decir en esta investigación el espacio es un supermercado, en el cual están colocadas cámaras de video en zonas de frutas y salud, los eventos que se registren en un supermercado son por lo general los mismos (caminar, parado,

observando etc.) ya sea para personas con actividades normales como sospechosas. El objetivo es identificar un indicador que permita diferenciar el tipo de actividad, si este indicador identifica a una actividad como sospechosa, debe hacerlo paulatinamente es decir analizando el registro de los eventos, por ejemplo; si se registra el evento caminar, caminar, caminar no se puede decir todavía que esa actividad es sospechosa, pero si sigue repitiéndose o se combina con otros eventos es muy probable que se llegue a esa conclusión. Para cada repetición o combinación de eventos deberá generarse un nivel de sospecha.

En esta investigación se *diferencia el tipo de actividad, utilizando el análisis espacial y temporal*, ya que las actividades sospechosas se registran en un espacio y tiempo determinados, y, todo lo que *coincida* con ese registro será considerado como sospechoso.

Las relaciones espaciales y temporales, han sido conceptualizadas en la ontología *OntologyforUbiquitous and SurveillanceSystem*, para ello se combinó las potencialidades de las ontologías *Video EventOntology* especializada en la representación de eventos de videovigilancia, *BuildingArchitecture* especializada en las relaciones espaciales, y *OWL-Time* especializada en las relaciones temporales del Algebra de Allen.

La técnica utilizada para construir los grafos son las Redes de Petri Probabilísticas (RPP), ya que el análisis de eventos y su representación gráfica permiten facilidad a la hora de analizar de forma secuencial los eventos que se van registrando en el vídeo. Además, permiten generar árboles de búsqueda los mismos que serán utilizados para establecer el nivel de sospecha generado por la repetición o combinación de eventos. Además permite representar (en procesos de simulación), que el registro de los eventos sospechosos es

durante una ventana temporal, transcurrida la misma los eventos registrados son normales. Esto es muy importante en la actividad merodeadora ya que la persona trata de pasar desapercibida, registrando en la mayoría del tiempo eventos que no lo delaten.

Para examinar la potencialidad de la RPP (obtenida mediante la representación de la secuencia patrón), se compara una nueva secuencia con la secuencia patrón (obtenida mediante la descripción de un experto o mediante algoritmos de minería de datos) representada en la RPP, para ello se utilizará la Distancia de Minkowski, ya que permite recuperar el caso que globalmente sea más similar (o que se encuentre más próximo) al caso que se desea resolver. En el presente caso, dado un conjunto de secuencias de test, se necesita encontrar aquella que globalmente (dada la repetición o combinación de eventos) sea más similar a la secuencia patrón que representa a la actividad sospechoso.

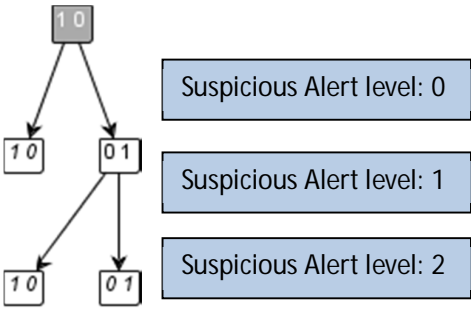


Figura 2.5. Árbol de alertas

En dependencia de las probabilidades de los eventos que registra la persona. Cuando el lugar tiene **1 0** significa que la persona está caminando y cuando el lugar tiene **0 1** significa que la persona está parada.

Descripción de la herramienta

Editor Petri Net es una aplicación basada en Java especialmente diseñado para ofrecer a los usuarios un editor de Petri estocásticas-nets. Esta herramienta está diseñada para también crear árboles de accesibilidad y los gráficos de Markov, simular y obtener estadísticas sobre la simulación. Fue creado por Shilov Yuri, durante el curso desarrollado en el instituto politécnico de Kiev, 2010. Una de las características principales es que a través de las redes de Petri, se puede también obtener el modelo para los HMM (Hidden Markov Models) lo que permite comparar los resultados entre ambas (una Red de Petri puede entonces ser el inicio de un modelo oculto de Markov). Como se muestra en la siguiente figura:

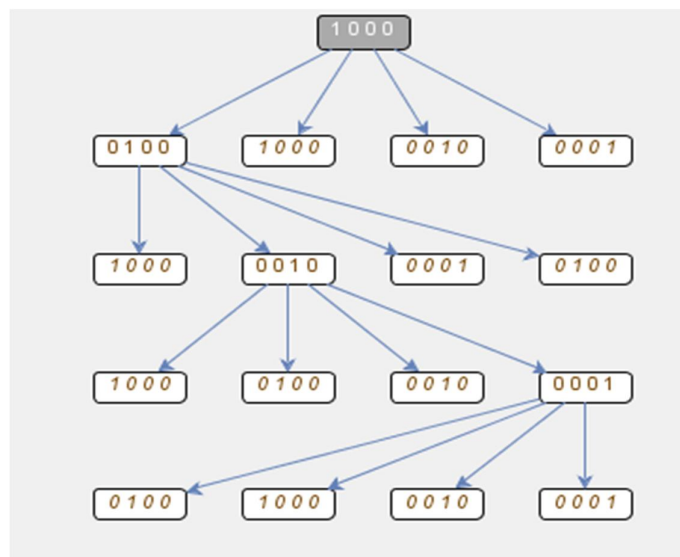


Figura 2.6. *Markov.png*

Descripción de los archivos:

La herramienta utilizada es el programa PetriNet.

Comportamiento normal, es la Red de Petri para comportamiento normal que se la diseñó en el programa y a través de la cual se pueden hacer simulaciones automáticas o manuales.

Comportamiento sospechoso, es la Red de Petri para comportamiento sospechoso, de igual manera permite realizar simulaciones automáticas o manuales.

Ejecutando un proceso de simulación de la red de Petri anterior (3000 pasos de simulación) se tiene como resultado:

1.388617 Execute T1 1 0

81 83.843012 Execute T2 0 1

82 83.843012 Plan T3 T4 0 1

Que en la ejecución 3 la persona camina lo suficiente para generar una alerta nivel 0, luego en la ejecución 81 genera una alerta nivel 1 y luego en la ejecución 82 genera una alerta nivel 2. Generadas las alertas la persona pasa a realizar actividades normales como caminar. Esto da como resultado que RPP ha podido representar la actividad merodeadora, pero hasta ahora no se ha tomado en cuenta el evento Observando ya que la RPP no puede representarlo. Para ello, es necesario que se aplique la siguiente regla:

R(1)

OSU:RPP(Walking)&(OWL_Time:has_interval(Walking,?I1)&OWL_Time:has_in
terval(Browsing,?I2)&OWL_Time:noDuring(?I2,?I1)>OSU:Suspicious_Browsing

(I2)

El siguiente paso es comparar con la secuencia sospechosa representada en la RPP (+ los eventos reconocidos mediante la regla R(1G)) y determinar si corresponde o no con la actividad merodeador. En el siguiente ejemplo se efectúa esa comparación:

Suponiendo la secuencia representada en la siguiente tabla:

Evento	Space	Tiempo	
Caminando	Frutas	09:00:00	
Caminando	Frutas	09:00:01	
Caminando	Frutas	09:00:03	Observando
Caminando	Frutas	09:00:04	Observando
Caminando	Frutas	09:00:05	
Caminando	Frutas	09:00:06	
Caminando	Frutas	09:00:07	
Caminando	Frutas	09:00:08	
Parado	Frutas	09:00:09	
Parado	Frutas	09:00:10	
Parado	Frutas	09:00:11	
Parado	Frutas	09:00:12	
Caminando	Frutas	09:00:13	

Tabla 2.1. *Secuencia Sospechosa*

Es necesario examinar si la secuencia de la tabla anterior se corresponde con la actividad sospechosa. Para ello se obtiene la tabla de probabilidades:

Evento	Caminando	Parada	Observando
Caminando	1	0.066	
Parada	0.066	0.53	
Observando	0.13		0.26

Tabla 2.2. *Tabla de Probabilidades*

Aplicando la distancia de Minkowski se tiene que la Similaridad = 1.59 (Distancia Hamming con parámetro r) y 1.78 (Distancia Eucladiana como parámetro r). Mientras menor sea la distancia más similar es la secuencia de test con el patrón.

CAPÍTULO III

EXPERIMENTACIÓN

3. EXPERIMENTACIÓN

3.1. Descripción del dominio experimental

El comportamiento normal de una persona en un supermercado, inicia cuando el individuo ingresa al supermercado, observa el producto deseado, posteriormente escoge el producto de su preferencia procede a tomarlo, una vez tomado el producto verifica el precio y se dirige a caja para realizar la cancelación del producto y sale del supermercado.

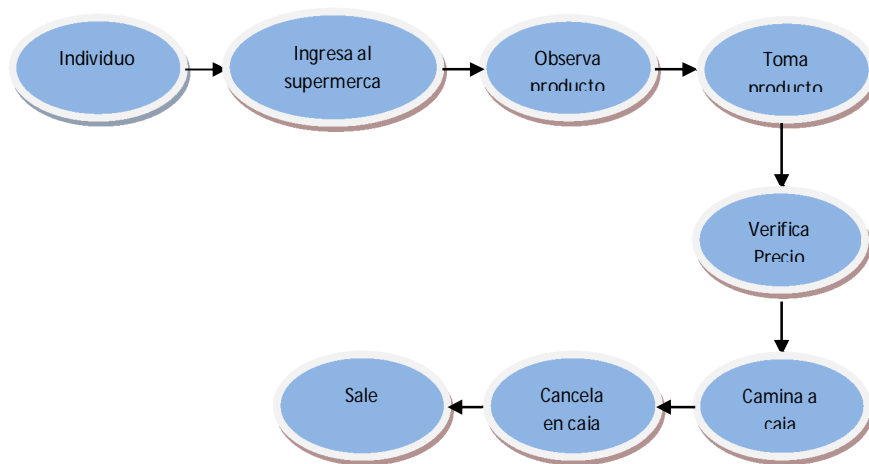


Figura 3.1. *Comportamiento Normal*

El comportamiento sospechoso de una persona en un supermercado, inicia cuando el individuo ingresa al supermercado, continúa caminando por el supermercado, luego de seguir caminando observa cámaras de seguridad, pasa a observar el producto, posteriormente toma el producto, luego regresa a devolver el producto tomado y sale del supermercado.

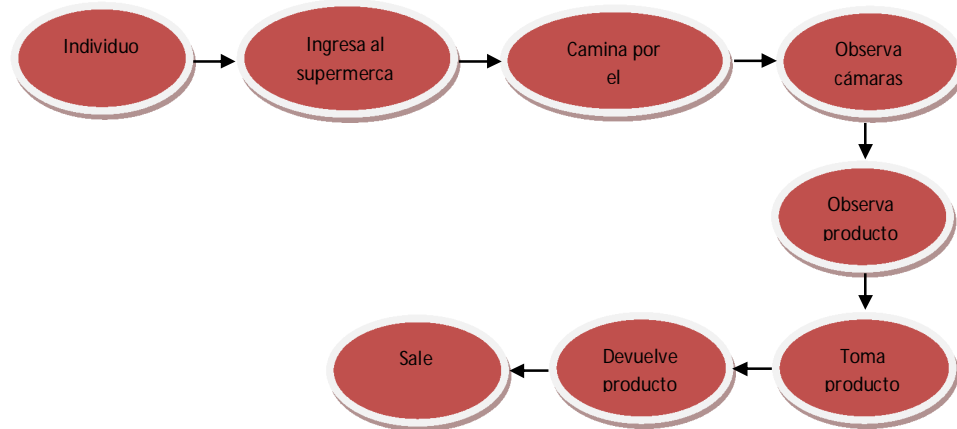


Figura 3.2. *Comportamiento sospechoso*

Para realizar el test de las redes de Petri diseñadas anteriormente, se procedió a observar 100 nuevos vídeos de comportamiento sospechoso (hurto) y 20 videos de comportamiento normal y a determinar siguiendo las redes a qué tipo de *comportamiento pertenecen*, de acuerdo a las redes de Petri probabilística obtenidas en esta investigación, para lo cual se aplicó el siguiente procedimiento:

3.2. Procedimiento para realizar el test de la redes de Petri

El procedimiento que se realizó para el Test de las redes de Petri fue recolectar información sobre el etiquetado manual de los 140 vídeos que fueron analizados y de los cuales se obtuvo la repetición de sucesos para luego de ello obtener las probabilidades para comportamiento normal y sospechoso.

Comportamiento Normal

La lectura de la red de Petri de comportamiento normal obtenida en este trabajo es la siguiente:

- La persona inicia parada y puede continuar parada con una probabilidad de 0.334
- “O” pasar de parada a caminando con una probabilidad de 0.349
- “O” pasar de parada a observar cámaras con una probabilidad de 0.02
- “O” pasar de parada a tomar directamente el producto con una probabilidad de 0.5
- Una vez que la persona pasa de parada a caminar hay una probabilidad de 0.68 de que regrese a seguir parada.
- “O” de caminar a seguir caminando con una probabilidad de 0.49
- “O” de caminar puede pasar a observar cámaras con una probabilidad de 0.014
- “O” de caminar a tomar producto con una probabilidad de 0.34
- La persona una vez que pasó de parada a caminar puede pasar a observar cámaras o regresarse de observar cámaras a parada con una probabilidad de 0.465
- “O” de observar cámaras puede regresarse a seguir caminando con una probabilidad de 0.679
- “O” de observar cámaras a seguir observando cámaras con una probabilidad de 0.73
- “O” de observar cámaras directamente a tomar el producto con una probabilidad de 0.23
- La persona se encuentra tomando el producto y puede regresarse a seguir parada con una probabilidad de 0.187
- “O” de tomar el producto puede regresarse a seguir caminando con una probabilidad de 0.196
- “O” de tomar el producto puede regresarse a seguir observando cámaras de seguridad con una probabilidad de 0.04
- Y de tomar el producto a seguir tomando otro producto hay una probabilidad de 0.167

Dada la lectura anterior de la red de Petri de comportamiento normal, se observan 20 nuevos vídeos y se va anotando los eventos que realizan las

personas. Por ejemplo si una persona empieza caminando y luego se para, se analiza la probabilidad de transición:

Secuencia = {camina, camina,camina,camina, parado,parado,parado,parado}

La probabilidad de que la persona camine y luego siga caminando es del 100% puesto que la secuencia {camina, camina} puede ser encontrada en la secuencia anterior. Este valor (100%) es comparado con el valor obtenido en la red de Petri que es del 49%, como el valor de 100% es mayor al de 49% entonces se sigue analizando la red. Ahora la persona pasa de caminar a parado, igual con una probabilidad del 100%, este valor es igual al 68% de la red de Petri entonces se sigue analizando, pero como la secuencia ya terminó entonces el análisis con esta red ha terminado y se tiene que analizar con la red de comportamiento sospechoso.

Comportamiento Sospechoso:

La lectura de la red de Petri de comportamiento normal obtenida en este trabajo es la siguiente:

- La persona inicia parada y puede continuar parada con una probabilidad de 0.492
- “O” de pasar de parada a caminando con una probabilidad de 0.66
- “O” pasar de parada a observar cámaras de seguridad con una probabilidad de 0.15
- “O” pasar de parada a tomar el producto con una probabilidad de 0.21
- Una vez que la persona pasar de parada a caminar hay una probabilidad de 0.34 de que regrese a seguir parada
- “O” de caminar a seguir caminando con una probabilidad de 0.32
- “O” de caminar puede pasar a observar cámaras con una probabilidad de 0.23

- “O” de caminar directamente a tomar el producto con una probabilidad de 0.31
- La persona una vez que pasa de parada a caminar puede pasar a observar cámaras o regresarse de observar cámaras a continuar parada con una probabilidad de 0.14
- “O” de observar cámaras puede regresarse a seguir caminando con una probabilidad de 0.119
- “O” de observar cámaras a seguir observando cámaras con una probabilidad de 0.07
- “O” de observar cámaras puede pasar directamente a tomar el producto con una probabilidad 0.09
- La persona se encuentra tomando el producto y puede regresarse a seguir parada con una probabilidad de 0.1513
- “O” de tomar el producto a seguir caminando con una probabilidad de 0.135
- “O” de tomar el producto puede regresarse a seguir observando cámaras de seguridad con una probabilidad de 0.74
- “O” de tomar el producto a seguir tomando otro producto con una probabilidad de 0.104

Dada la lectura anterior de la red de Petri de comportamiento sospechoso, se observan 100 nuevos vídeos y se va anotando los eventos que realizan las personas. Por ejemplo si una persona empieza caminando y luego se para, se analiza la probabilidad de transición:

Secuencia = {camina, camina,camina,camina, parado,parado,parado,parado}

La probabilidad de que la persona camine y luego siga caminando es del 100% puesto que la secuencia {camina, camina} puede ser encontrada en la secuencia anterior. Este valor (100%) es comparado con el valor obtenido en la red de Petri que es del 32%, como el valor de 100% es mayor al de 32% entonces se sigue analizando la red. Ahora la persona pasa de caminar a parado, igual con una probabilidad del 100%, este valor es igual al 34% de la

red de Petri entonces se sigue analizando, pero como el análisis de la secuencia ha terminado y, ya se tienen los resultados de ambas redes, la red de pertenencia seleccionada es aquella en donde la diferencia de probabilidades es menor, o tiene valores menores que para el caso es la red de comportamiento normal, por lo tanto la secuencia analizada se corresponde con este comportamiento.

En base al procedimiento descrito, se obtuvieron los resultados (mencionando que se observaron 20 videos de comportamiento normal y 100 videos de comportamiento de hurto) los resultados fueron los siguientes:

Red	VP	VN	FP	FN
Comportamiento normal	17	74	26	3
Comportamiento sospechoso	88	16	4	12

Tabla 3.1. Resultado de test de las Rdpp con la red de comportamiento normal

Los errores obtenidos con cada una de las redes, (FP y FN) *son bajos* en relación al número de videos observados, por lo que las redes de Petri diseñadas en este trabajo han logrado modelar el comportamiento humano normal y sospechoso. Estos errores se dan debido a que las personas con comportamiento sospechoso, tratan de parecer en la mayoría de los casos como si fueran personas con comportamiento normal, engañando al sistema modelado.

3.3. Experimentación con el nuevo planteamiento

El patrón con el cual se va a comparar las nuevas secuencias es aquel que se describe en el nuevo planteamiento de esta investigación:

Patrón = { caminar, caminar, parado, parado, caminar}

En este sentido la persona puede pasar de caminar a caminar, de caminar a parado, de parado a caminar y de parado a parado, con lo que se describe la actividad de merodeador (Real Academia de la Lengua, 2010). En la secuencia merodeadora se obtuvieron 20 ficheros generados a partir del etiquetado manual de eventos de video de (Dinero.com, 2009) (Robos en supermercados 2, 3,4) y de 15 ficheros de comportamiento normal en supermercados. Estas secuencias fueron comparadas con el patrón a través de la distancia de Minkoswsk y, en el programa Matlab:

```
M = slmetric_pw(X1, X2, 'minkowski', 3);
```

El número 3 en la sentencia de Matlab anterior está indicando que una secuencia es diferente de otra en una distancia mayor a 3, no es reconocida como que pertenece al patrón. Las variables X1 y X2 se configuran como vectores como se muestra en el siguiente ejemplo

Evento	Patrón =X1, Probabilidad	Secuencia = X2, Probabilidad
Caminar	100	26%
Parado	100	66%
Toma_producto	0	4%
Observando	5%	10%

Tabla 3.2. Ejemplo de la obtención de la distancia de Minkowski

En la tabla anterior los valores de X_1 y X_2 son las probabilidades de ocurrencia de cada evento en el patrón y en la secuencia de ingreso. Nótese que el evento observando ha sido añadido al patrón para ser más descriptiva su interpretación, en el caso de merodeador.

Los resultados de las comparaciones con las distancias de Minkowsky en Matlab fueron los siguientes:

VP(f)	VN(f)	FP(f)	FN(f)
14	12	3	6

Tabla 3.3. *Resultados de la Búsqueda de la secuencia merodeador*

f=ficheros

El resultado de las tablas anteriores, es alentador ya que el error obtenido es 6 videos que no pudieron ser reconocidos como merodeador y 3 que no siendo merodeador fueron reconocidos como tales, lo que implica que por medio de las ontologías, algoritmos y reglas descritos en este trabajo fue posible buscar la secuencia deambular en los ficheros de entrada.

En consecuencia los patrones de las Rdp encontrados en el cometimiento de hurto son: Representativos del dominio en este caso es el hurto en Supermercados.

CONCLUSIONES

CONCLUSIONES

En esta investigación se han presentado a las redes de Petri Probabilísticas para representar el dominio del comportamiento humano, obteniendo las siguientes conclusiones:

- El comportamiento humano corresponde al dominio de personas que cometen hurto en supermercados. Este comportamiento humano se ha clasificado comportamiento normal y comportamiento sospechoso a través de las redes de Petri.
- Debido a que las Redes de Petri permiten su ejecución secuencial, entonces es posible la representación de un patrón o de distintos patrones secuenciales utilizando las Redes de Petri.
- Un patrón secuencial es una agrupación de estados, lo que coincide con las características de una Red de Petri ya que, una transición se activa cuando las marcas se encuentran todas en el lugar indicado.
- El etiquetado manual de los estados en los vídeos se constituye en una tarea tediosa y susceptible de errores, por lo que es necesario realizar revisiones constantes de los estados que van a modelar la red de Petri.
- Los errores obtenidos en la aplicación de las Redes de Petri probabilísticas en el test son relativamente bajos cuanto 0.09% como se puede ver en la experimentación de este trabajo. Lo que implica que se puede recomendar la utilización de este tipo de Rdpp en el dominio de estudio.
- La red de Petri probabilística basada en la repetición de los estados, está relacionada con el tiempo que dura cada actividad.

- Los errores obtenidos con cada una de las redes, (FP y FN) son bajos 12% y 0.09% en relación al número de videos observados, por lo que las redes de Petri diseñadas en este trabajo han logrado modelar el comportamiento humano normal y sospechoso. Estos errores se dan debido a que las personas con comportamiento sospechoso, tratan de parecer en la mayoría de los casos como si fueran personas con comportamiento normal.
- Se deberá verificar que las transiciones de la Red puedan ser disparadas al menos una vez. De esta manera no es posible modelar partes de un sistema que no pueden ser ejecutadas.
- La nueva propuesta de uso de las redes de Petri permite establecer niveles de alerta para un sistema de videovigilancia, como se observa en la figura.2.5

RECOMENDACIONES

Las conclusiones anteriores nos permitieron obtener las siguientes recomendaciones y trabajos futuros:

- La red de Petri ha podido clasificar al comportamiento humano en el dominio, pero no permite su actualización. Es decir, la red de Petri permite representar el dominio, pero si en este se registran nuevos comportamientos o nuevos estados la red no puede representarlos porque es estática. Como trabajo futuro se recomienda la aplicación de redes dinámicas de Petri, cuando el dominio así lo exija. Pero y sin embargo, no se desmerece los resultados de esta investigación, en relación a que la red pudo representar a los comportamientos del dominio planteado.
- En todo sistema es necesario revisar la entrada de sus datos. En el dominio el registro de estados está sujeto a equivocaciones, por lo que hacer una revisión constante de los mismos es fundamental. Se recomienda en este caso hacer uso de otras herramientas de etiquetado semi-automático y proponiendo el etiquetado de estados basado en visión artificial como trabajo futuro.
- Si bien la red de Petri como los Modelos Ocultos de Markov pueden representar al comportamiento humano, nos queda la pregunta, *¿Se puede hacer una combinación de ambos algoritmos y mejorar los resultados de la representación?* La respuesta queda planteada como un trabajo futuro de esta investigación.
- La repetición de estados ha sido la base para obtener la clasificación del comportamiento humano. Pero, en esta investigación (VALAREZO. Y) no se ha tomado en cuenta su interpretación semántica, es decir la combinación semántica de los mismos. Por ejemplo cuando una persona camina varias

veces, se queda parada y vuelve a caminar, ¿Se puede interpretar a estas repeticiones como que la persona está nerviosa? Se recomienda entonces utilizar a las Redes de Petri como base para dar interpretaciones semánticas a los estados y con ellos verificar si es posible obtener estados de mayor nivel que los obtenidos mediante visión artificial.

BIBLIOGRAFÍA

2000Shareware. (2011). *Vehicle Accident Scene Reconstruction Downloads*. Retrieved 10 11, 2011, from <http://www.2000shareware.com/downloads/vehicle/accident/scene/reconstruction/>

(2010, 10 18). Retrieved from http://www.uhu.es/diego.lopez/AI/auto_trans-tema3.PDF

Akdemir, T. C. (2011). An Ontology based Approach for Activity Recognition from video.

Albanece. (2009). Constrained Probabilistic Petri Net Framework for Human Activity Detection in Video.

ALBANECE, M. (2008). Constrained Probabilistic Petri Net Framework for Human Activity Detecion in Video. In M. ALBANECE.

BALCAZAR P, G. V. (2011). Identificación de Patrones utilizando modelos ocultos de Markov.

BOBICK A, D. J. (1996). Real-time Recognition of Activity Using Temporal Templates in Proc. of IEEE Workshop on Appln. in Computer Vision,.

Bobick A, D. J. (1996). Real-time Recognition of Activity Using Temporal Templates.

BOBICK A., D. J. (1996). Real Time Recognition of Activity Using Temporal Templates in Proc. of IEEE Workshop on Appln. in Computer Vision. . of IEEE Workshop on Appln. in Computer Vision, .

Bremond, F., Maillot, N., Thonnat, M., & Vu, V.-T. (2004). *Ontologies for video events*. INRIA.

CHELLAPA R, C. P. (2008). Understanding Events how Humans See, Reperesent and Act on Events.

David, A. B. (1996). "Real-time Recognition of Activity Using Temporal Templates," in *Proc. of IEEE Workshop on Appln. in Computer Vision*, pp. 39–42.

(2010). Departamento de Ingeniería Eléctronica de Sistemas Informáticos y Automatica. In *Redes de Petri*.

Dinero.com. (2009 йил 21-10). *Robo en Supermercados 2*. Retrieved 2011 йил 01-12 from <http://www.youtube.com/watch?v=aylYsb9ADkQ&feature=relmfu>

Drakengren, T., & Jonsson, P. (1197). Eight Maximal Tractable Subclasses of Allen's Algebra with Metric Time. *Journal of Artificial Intelligence Research* 7 , 25-45.

F. Liu, M. Y. (2008). *Verification and validation of fuzzy rules-based human behavior models*, In *System Simulation and Scientific Computing*.

FBI. (1992). *Analisis de Escenas de Crimen Violento: Modus Operandi, Firma y Escenario*. Retrieved 10 09, 2011, from <http://cienciaforense.com/Pages/EscenaCrimen/AnalisisEscenasdeCrimenViolento.htm>

Gomez, H., & Martínez, T. (2011). Identification of Human Behavior Patterns Based on the GSP_M Algorithm. *Fourth Workshop on Data Mining Case Studies and Practice Prize (DMCS 2011)* .

Hmida, H., Boochs, F., Cruz, C., & Nicolle, C. (2010). Semantic-basaed Technique for the Automation the 3D Reconstruction Process. *Advances in Semantic Processing* (pp. 191-198). Florence: VOUS Consultes Archive.

HOIS, J., BHATT, M., & KUTZ, O. (2009). Modular Ontologies for Architectural Desing. *IO Press* , 66-77.

Hois, J., Bhatt, M., & Kutz, O. (2009). Modular Ontologies for Architectural Design. *IOS, Press* , 66-77.

Hongeng S, N. R. (2001). Multi-Agent Event Recognition.

HONGENG, S. N. (2001). Multi-Agent Event Recognition, in Proc. of the 8th Intl. Conf. on Computer Vision (ICCV '01). "Multi-Agent Event Recognition," ,.

<http://www.monografias.com.trabajos14/redesdepetri/redesdepetri.shtml>.

HUANG t, K. d. (1994). Automatic Symbolic Traffic Scene Analysis Using Belief Networks in Proc. of the 12th Natl. Conf. on Artificial Intelligence (AAAI '94), . .

Jhon, S. (2005). VERL: An ontology framework for representing and annotating video events. *IEEE Multimedia* , 11.

Joo S, C. R. (2006). Recognition of multi-Object Events Using Attribute Grammars.

mitecnologico.com. (n.d.). Retrieved 11 2011, from <http://www.mitecnologico.com/Main/RedesDePetri>.

MURILLO, D. (2008). Redes de Petri: Modelado e implementación de algoritmos para autómatas programables.

NEVATIA, R. (2001). Multi-Agent Event Recognition.

O.Delfin. (2011, 04 08). <http://www.monografias.com>. Retrieved 2011, from <http://www.monografias.com/trabajos81/organizacion-y-comportamiento-humano/organizacion-y-comportamiento-humano2.html>,

Oliver N, R. B. Bayesian computer vision system for modeling human interactino.

OLIVER N, R. B. (1999). Bayesian computer vision system for modeling human interactions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,.

PERSE M, K. (2007). Automatic Evaluation of organized basketball activity. In CVWW' 07, St. Lambrecht,. Austria.

Popovici, D., Bogdan, C., Matei, A., Voinea, V., & Popovici, N. (2008). Virtual Heritage Reconstruction Based on an Ontological Description of the Artifacts. *Computers, Communications & Control, III*, pp. 460-464.

Protégé. (2011). Retrieved 10 09, 2011, from <http://protege.stanford.edu/>

RAUTERBERG, M. (2011). "AMME: A Petri Net Based Analyzing and Modelling Tool Kit for Logfiles in Human-Computer Interaction",. Retrieved from <http://www.idemployee.id.tue.nl/g.w.m.rauterberg/amme.html>.

Real Academia de la Lengua. (2010). *Diccionario de la Real Academia de la lengua*. Retrieved 02 03, 2012, from http://buscon.rae.es/drael/SrvltConsulta?TIPO_BUS=3&LEMA=merodeador

ROBERSONN, R. I. (2006). Automatic human behavior recognition and explanation for cctv video surveillance, In *Security Journal*,.

Salamo, M., Golobardes, E., Garrel, J., & Martí, J. (1999). Clasificación de microcalcificaciones usando razonamiento basado en casos. *Proceedings CAEPIA'99/TTIA'99*, 8.

School of Electrical Engineering and Computer Science. (n.d.). *CASAS Smart Home Project*. Retrieved 2011 йил 17-10 from <http://ailab.wsu.edu/casas/>

Siti Z, Y. W. (2009). Pteri Nets Approach in Assessing the Safety Level Crossing. The Effect of traffic and Train Chararacteristics to safety Performance. New Zeland.

T.Vajda. (2010). "Action Recognition Using DTW and Petri Nets", In *Study Uni. Babes-Bolyai, Informática, Volume LV, Number 2*,.

Tapias, A., Castellanos, A., Moncada, M., & Pérez, I. (n.d.). *Elaboración de perfiles criminales desconocidos con base en la escena del crimen*. Retrieved 10 11, 2011, from <http://psicologiajuridica.org/psj7.html>

Town, C. (2004). *Ontology based Visual Information Processing. A thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy* (p. 268). Cambridge: Universidad of Cambridge, Computer Laboratory.

Valarezo Y, A. G. *Aplicación de las Redes de Petri en el dominio del cometimiento de Hurto en supermercados*.

VALAREZO. Y, A. G. *Aplicación de las Redes de Petri en el dominio del cometimiento de Hurto en supermercados*.

WIL, c. (1997, 11). *The Applications of Petri Nets to Workflow Management*. Retrieved from <http://wwwis.win.tue.nl/~wsinwa/jcsc/jcsc.html>;

WILA. (1996). "The Applications of Petri Nets to Workflow Management". In *In The Journal the Circuits, Systemas and Computers* (Vol. 8, pp. 21-66).

www.MiTecnologico.com. (n.d.).

ANEXOS

1. ANEXO 1

Por último se exponen los anexos en los cuales se presenta el etiquetado de los eventos obtenidos a partir de la observación de videos; para ello en este apartado se tomó como referencia los resultados del trabajo de la recopilación de datos de los 70 videos de comportamiento normal y de los 70 videos de comportamiento de hurto; realizado en la tesis APLICACIÓN DE LOS MODELOS OCULTOS DE MARKOV de las compañeras Paola Balcázar y Viviana Godoy.

Ejemplo de aplicación de las redes de Petri

Se puede modelar sistemas complejos con PN, dividiendo el sistema en eventos y condiciones y de esta manera encontrar la analogía con la PN. Se toma como referencia que las condiciones que se dan en un sistema, son representadas por los nodos, ya que los tokens indican si esta condición se cumple o no, y los eventos con las transiciones, que necesitan de condiciones para poder ser disparadas.

Como ejemplo de aplicación de las redes de Petri, se presenta el siguiente ejemplo:



Figura 4.1. *Ejemplo de Robo de móvil.*
Fuente: YOUTUBE

Este ejemplo, se modela las acciones humanas con una red de Petri, relacionadas con el comportamiento de las personas que hurtan un celular en un cibercafé. El desenlace de la secuencia de vídeo se observa en la Figura 8. Personas y cosas que participan en el vídeo tomarán el nombre de objeto. Los estados iniciales para los objetos que participan en el vídeo son los siguientes:

Objeto 0 = Persona de pie

Objeto 1 = Persona que atiende el cibercafé

Objeto 2 = Móvil

Objeto 3 = Persona que acompaña a la persona que se encuentra de pie

En el vídeo el Objeto 0 (persona que hurta el celular) se encuentra moviéndose y en estado inactivo. La red de Petri generada para este objeto se muestra en la Figura 4.2:

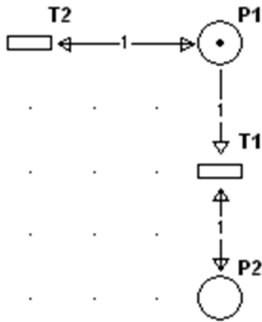


Figura 4.2. Red de Petri para el objeto 0

La red de Petri de la Figura 4.2, representa el comportamiento del objeto 0 en donde P1 indica que la persona está moviéndose y P2 indica que la persona está inactiva. Como se puede observar la persona puede pasar del estado moviéndose a inactiva repetidamente. El valor 1 hace que las transiciones siempre se ejecuten. El número de veces que la persona repite sus acciones durante el vídeo se muestra en la Tabla 4.1:

OBJETO 0	
Moviéndose	40 ocasiones
Inactivo	37 ocasiones

Tabla 4.1. Número de ocasiones que el Objeto 0 repite sus acciones

Las acciones de la Tabla 4.1, permiten identificar claramente al Objeto 0 en el vídeo ya que el Objeto 1 y el Objeto 3 presentan acciones diferentes (ver Tabla 4.2 y Tabla 4.3).

OBJETO 1	
Moviéndose	25 ocasiones
Sentada	10 ocasiones
Inactivo	37 ocasiones

Tabla 4.2. Número de ocasiones que el Objeto 1 repite sus acciones

OBJETO 2	
Moviéndose	32 ocasiones
Sentada	15 ocasiones
Inactivo	45 ocasiones

Tabla 4.3. Número de ocasiones que el Objeto 2 repite sus acciones

Las anotaciones de la Tabla 4.2 y de la Tabla 4.3, permiten también la construcción de una red de Petri, la cual es la misma para el Objeto 1 y para el Objeto 2, difiriendo solamente en la repetición de sus acciones (ver Figura 4.3).

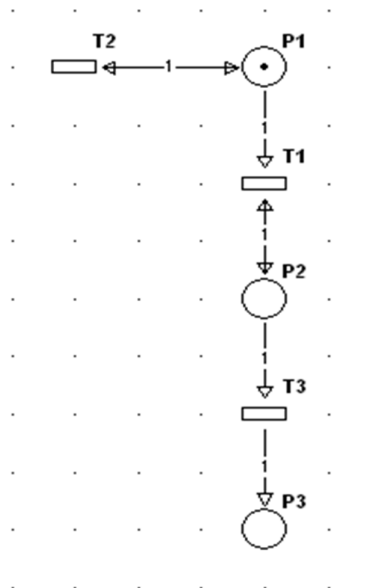


Figura 4.3. Red de Petri para los Objetos 1 y 2

La red de Petri de la Figura 4.3, permite identificar a las Objetos 1 y 2. Sin embargo el resultado sería ambiguo, puesto que los Objetos tienen las mismas acciones y solo se diferencian por la repetición de las mismas.

ANEXO 2

TOTAL DE REPETICIÓN DE VECES DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN 70 VIDEOS DE COMPORTAMIENTO NORMAL:

Repetición de veces

La persona esta parada 368 veces

La persona camina 539 veces

La persona observa cámaras 8 vez

La persona toma producto 184 veces

Número total de acciones realizadas por las personas en los videos = 1099 acciones.

Porcentajes

(Número estado*100)/número total acciones

En los 70 videos la persona esta parada 33.48%

En los 70 videos la persona camina 49.04%

En los 70 videos la persona observa cámaras 0.73%

En los 70 videos la persona toma productos 16.74%

Total= 100%

TOTAL DE TIEMPO EN SEGUNDOS DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN 70 VIDEOS:

Tiempo en segundos

La persona esta parada 1717seg. ;

La persona camina 2493seg. ;

La persona observa cámaras 17seg.

En los 70 videos la persona toma productos 16.74%

Número total de segundos realizados por las personas en los videos =4882seg. ;

Porcentajes

(Número seg.*100)/número total seg.

En los 70 videos la persona esta parada 35.17%

En los 70 videos la persona camina 51.07%

En los 70 videos la persona observa cámaras 0.35%

En los 70 videos la persona toma productos 13.42%

Total= 100%

Dado estos resultados nuestra tabla queda de la siguiente manera:

Estado	Porcentaje de aparición de los estados en los videos	Porcentajes de tiempo de los estados en los videos
Parado	33.48%	35.17%
Caminando	49.04%	51.07%
Observe cámaras de seguridad	0.73%	0.35%
Toma producto	16.74%	13.42%

Tabla 4.4. Resultados de los videos observados

**TOTAL DE TIEMPO EN SEGUNDOS DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN
LOS 70 VIDEOS DE HURTO:**

Tiempo en segundos

En los 70 videos la persona está parada= 2347seg. ; 39:07

En los 70 videos la persona camina = 1219seg. ; 20:19

En los 70 videos la persona observa cámaras= 123seg. ; 2:03

En los 70 videos la persona guarda producto= 219seg. ; 3:39

Número total de segundos = 3908seg. ; 65:08

Porcentajes

(Número estado*100)/número total acciones

En los 70 videos la persona esta parada en tiempo = 60.06%

En los 70 videos la persona camina en tiempo = 31.19%

En los 70 videos la persona observa cámaras en tiempo = 3.15 %

En los 70 videos la persona guarda producto en tiempo = 5.60%

Total = 100%

Dado estos resultados nuestra tabla queda de la siguiente manera:

Estado	Porcentaje de aparicion de los estados en los videos	Porcentajes de tiempo de los estados en los videos
Parado	49.2%	60.06%
Caminando	32.7%	31.19%
Observe cámaras de seguridad	7.7%	3.15 %
Guarde un producto	10.4%	5.60%

Tabla 4.5. Resultado de los videos observados en base al tiempo

TOTAL DE REPETICIÓN DE VECES DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN 70 VIDEOS COMPORTAMIENTO NORMAL

Repetición de veces

La persona esta parada 368 veces. Promedio = 5.2

La persona camina 539 veces. Promedio = 7.7

La persona observa cámaras 8 vez. Promedio =0.1

La persona toma producto 184 veces. Promedio = 2.6

Número total de acciones realizadas por las personas en los videos = 1099 acciones.

Porcentajes

(Número estado*100)/número total acciones

En los 70 videos la persona esta parada 33.48%

En los 70 videos la persona camina 49.04%

En los 70 videos la persona observa cámaras 0.73%

En los 70 videos la persona toma productos 16.74%

Total= 100%

TOTAL DE TIEMPO EN SEGUNDOS DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN 70 VIDEOS DE COMPORTAMIENTO NORMAL:

Tiempo en segundos

La persona esta parada 1717seg. ; Promedio = 24.5

La persona camina 2493seg. ; Promedio = 35.6

La persona observa cámaras 17seg. Promedio = 0.24

La persona toma producto 184 veces. Promedio = 2.6

Número total de segundos realizados por las personas en los videos =4882seg. ;

Porcentajes

(Número seg.*100)/número total seg.

En los 70 videos la persona esta parada 35.17%

En los 70 videos la persona camina 51.07%

En los 70 videos la persona toma productos 13.42%

En los 70 videos la persona observa cámaras 0.35%

Total= 100%

Dado estos resultados nuestra tabla queda de la siguiente manera: falta la columna de promedios

Estado	Porcentaje de aparecimiento de los estados en los videos	Porcentajes de tiempo de los estados en los videos	Promedio de la repetición de eventos en los vi.	Promedio del tiempo en los videos.
Parado	33.48%	35.17%	5.2	24.5
Caminando	49.04%	51.07%	7.7	35.6
Observe cámaras de seguridad	0.73%	0.35%	0.1	0.24
Toma producto	16.74%	13.42%	2.6	2.6

TOTAL DE REPETICIÓN DE VECES DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN LOS 70 VIDEOS EN CASO DE HURTO:

Repetición de veces

En los 70 videos la persona esta parada = 589 veces. Promedio = 8.4

En los 70 videos la persona camina = 392 veces. Promedio = 5.6

En los 70 videos la persona observa cámaras = 93 veces. Promedio = 1.3

En los 70 videos la persona guarda producto = 124 veces. Promedio = 1.8

Número total de acciones realizadas por las personas en los videos = 1198 acciones.

Porcentajes

(Número estado*100)/número acciones

En los 70 videos la persona esta parada = 49.2%

En los 70 videos la persona camina = 32.7%

En los 70 videos la persona observa cámaras = 7.7%

En los 70 videos la persona guarda producto = 10.4%

Total=100%

TOTAL DE TIEMPO EN SEGUNDOS DE LOS ESTADOS OBSERVADOS EN LOS 70 VIDEOS:

Tiempo en segundos

En los 70 videos la persona está parada= 2347seg. ; 39:07 Promedio = 33.5

En los 70 videos la persona camina = 1219seg. ; 20:19 Promedio = 17.4

En los 70 videos la persona observa cámaras= 123seg. ; 2:03 Promedio = 1.7

En los 70 videos la persona guarda producto= 219seg. ; 3:39 Promedio = 3.1

Número total de segundos = 3908seg. ; 65:08

Porcentajes

(Número estado*100)/número total acciones

En los 70 videos la persona esta parada en tiempo = 60.06%

En los 70 videos la persona camina en tiempo = 31.19%

En los 70 videos la persona observa cámaras en tiempo = 3.15 %

En los 70 videos la persona guarda producto en tiempo = 5.60%

Total = 100%

Dado estos resultados nuestra tabla queda de la siguiente manera:

Estado	Porcentaje de aparecimiento de los estados en los videos	Porcentajes de tiempo de los estados en los videos	Promedio de la repetición de eventos en los vi.	Promedio del tiempo en los videos.
Parado	49.2%	60.06%	8.4	33.5
Caminando	32.7%	31.19%	5.6	17.4
Observe cámaras de seguridad	7.7%	3.15 %	1.3	1.7
Guarde un producto	10.4%	5.60%	1.8	3.1