

Paradigmas de la Inteligencia Artificial

Enfoque Simbólico: Sistema Experto MYCIN para Diagnóstico Médico

Descripción del Ejemplo

MYCIN fue un sistema experto desarrollado en la década de 1970 en la Universidad de Stanford. Su propósito era asistir a los médicos en el diagnóstico y tratamiento de infecciones bacterianas en la sangre, como la meningitis y la sepsis. MYCIN utilizaba una base de conocimiento con reglas médicas y un motor de inferencia para recomendar antibióticos adecuados según los síntomas y características del paciente.

El sistema funcionaba haciendo preguntas al usuario (médico), analizando las respuestas mediante una serie de reglas lógicas y proporcionando un diagnóstico junto con una justificación. Por ejemplo, si un paciente tenía fiebre alta y ciertas características en su análisis de sangre, MYCIN podía inferir la presencia de una infección bacteriana específica y sugerir un tratamiento óptimo.

Aplicación del Paradigma en el Ejemplo

El enfoque simbólico se basa en la representación explícita del conocimiento mediante símbolos y reglas lógicas. En MYCIN, este paradigma se aplicaba de la siguiente manera:

Base de conocimiento: Se componía de una serie de reglas tipo *IF-THEN* escritas en un lenguaje lógico (similar a Prolog). Ejemplo de una regla en MYCIN:

```
IF el paciente tiene fiebre alta
AND el análisis de sangre muestra bacterias gramnegativas
THEN existe una alta probabilidad de infección por Neisseria meningitidis.
```

Motor de inferencia: Analizaba las respuestas del usuario y aplicaba las reglas de la base de conocimiento para llegar a una conclusión. Utilizaba un enfoque de razonamiento encadenado (hacia adelante o hacia atrás) para deducir diagnósticos y tratamientos.

Interfaz con el usuario: MYCIN interactuaba con médicos a través de preguntas estructuradas y justificaba sus decisiones, lo que permitía verificar su razonamiento. Este enfoque es completamente determinista: cada diagnóstico dependía de la aplicación estricta de reglas predefinidas.

Beneficios y Limitaciones del Enfoque Simbólico en MYCIN

Beneficios:

Explicabilidad y transparencia: MYCIN podía explicar sus decisiones, lo que permitía a los médicos confiar en sus recomendaciones.

Conocimiento estructurado y reutilizable: Las reglas podían ser actualizadas o ampliadas con nuevos conocimientos médicos sin modificar el motor de inferencia.

Precisión en dominios bien definidos: En enfermedades bien documentadas, MYCIN podía tomar decisiones tan efectivas como un especialista.

Limitaciones:

Dificultad para manejar incertidumbre: Aunque MYCIN utilizaba un sistema de ponderación de reglas, su razonamiento era limitado frente a casos con información incompleta o ambigua.

Rigidez en la actualización del conocimiento: Agregar nuevas reglas podía ser complicado, ya que el sistema requería expertos para definir las manualmente.

Escalabilidad limitada: A medida que la base de conocimiento crece, el sistema se vuelve más complejo y difícil de mantener.

Enfoque Probabilístico: Filtro de Spam en Correos Electrónicos (Basado en el Algoritmo de Bayes)

Descripción del Ejemplo

El filtro de spam basado en el **Teorema de Bayes** es un sistema que clasifica los correos electrónicos como *spam* o *no spam (ham)* utilizando modelos probabilísticos. Este sistema analiza el contenido de los correos, aprendiendo de ejemplos previos para calcular la probabilidad de que un nuevo mensaje sea spam.

Por ejemplo, si un usuario recibe un correo con las palabras "*oferta exclusiva*", "*gana dinero fácil*", y "*sin costo*", el filtro de spam evalúa la probabilidad de que esas palabras estén asociadas a correos marcados previamente como spam. Si la probabilidad supera un umbral predefinido (ej. 90%), el mensaje es clasificado como spam y enviado a la carpeta correspondiente.

Aplicación del Paradigma en el Ejemplo

El enfoque probabilístico en los filtros de spam se basa en el **Teorema de Bayes**, que permite calcular la probabilidad de que un correo sea spam dado su contenido. La ecuación base es:

$$P(\text{Spam} \mid \text{Palabras}) = P(\text{Palabras} \mid \text{Spam}) * P(\text{Spam}) / P(\text{Palabras})$$

Donde:

- **P(Spam | Palabras)**: es la probabilidad de que un correo sea spam dado que contiene ciertas palabras.
- **P(Palabras | Spam)**: es la probabilidad de que esas palabras aparezcan en correos marcados como spam.
- **P(Spam)**: es la probabilidad general de recibir correos spam.
- **P(Palabras)**: es la probabilidad de que esas palabras aparezcan en cualquier correo, sea spam o no.

Funcionamiento del filtro de spam:

1. Entrenamiento:

- Se analizan miles de correos clasificados previamente como spam o no spam.
- Se calcula la frecuencia de aparición de cada palabra en ambos tipos de correos.

2. Clasificación de nuevos correos:

- Se descompone el mensaje en palabras clave.

- Se calcula la probabilidad de que el correo sea spam con base en la presencia de esas palabras, usando el Teorema de Bayes.
 - Si la probabilidad es alta, el mensaje es marcado como spam.
3. **Aprendizaje continuo:**
- Si el usuario mueve un correo de spam a la bandeja de entrada o viceversa, el filtro ajusta sus probabilidades.

Beneficios y Limitaciones del Enfoque Probabilístico en los Filtros de Spam

Beneficios:

Capacidad de manejar incertidumbre: No necesita reglas fijas; se basa en probabilidades, lo que le permite adaptarse a diferentes estilos de spam.

Aprendizaje continuo: Mejora con el tiempo conforme analiza más correos, ajustando sus probabilidades dinámicamente.

Automatización eficiente: No requiere intervención humana para actualizar reglas constantemente, ya que el modelo se entrena con nuevos datos.

Computacionalmente eficiente: Comparado con métodos más avanzados, los filtros bayesianos son rápidos y requieren pocos recursos.

Limitaciones:

Dependencia de datos previos: Si el filtro no ha sido entrenado con suficientes ejemplos, puede cometer errores en la clasificación.

Posibilidad de falsos positivos y negativos: Puede marcar erróneamente un correo legítimo como spam o dejar pasar spam a la bandeja principal.

No considera el contexto del mensaje: Solo analiza la frecuencia de palabras sin entender su significado, lo que puede llevar a errores.

Vulnerabilidad a trucos de los spammers: Los spammers pueden engañar al filtro usando palabras no detectadas o cambiando letras (*ejemplo: "gr@tís" en vez de "gratis"*).