

Análisis Matemático: Modelado en el Espacio de Embeddings 384D de CAELION

Autor: Manus AI

Fecha: 23 de enero de 2026

Versión: 1.0

1. Introducción

Este documento detalla el modelado matemático del **error semántico** $e(t)$ y la **corrección** $u(t)$ dentro del espacio de alta dimensión (384D) de CAELION. Se explica cómo estos vectores se calculan y se interpretan en el contexto del control semántico.

2. El Espacio de Estados Semántico: \mathbb{R}^{384}

CAELION opera en un espacio de estados semántico, que es un espacio vectorial de 384 dimensiones. Cada punto en este espacio representa un significado o concepto.

- Modelo de Embedding:** Se utiliza un modelo de sentence embedding como `all-MiniLM-L6-v2`, que convierte cualquier texto en un vector normalizado de 384 dimensiones.
- Vector de Estado $x(t)$:** Es el embedding de la salida del LLM en el turno t . Es un vector en \mathbb{R}^{384} .
- Referencia Ontológica x_{ref} :** Es el embedding del texto que define el propósito central del sistema. También es un vector en \mathbb{R}^{384} .

$$x(t) \in \mathbb{R}^{384}, \|x(t)\| = 1 \quad x_{ref} \in \mathbb{R}^{384}, \|x_{ref}\| = 1$$

3. Modelado del Error Semántico $e(t)$

El error semántico $e(t)$ no es un escalar, sino un **vector** que captura la magnitud y la dirección de la desviación semántica.

3.1. Cálculo

Se calcula como la diferencia vectorial entre el estado actual y la referencia:

$$e(t) = x(t) - x_{\text{ref}}$$

Dado que $x(t)$ y x_{ref} son vectores de 384 dimensiones, $e(t)$ también es un vector en \mathbb{R}^{384} .

$$e(t) = [x_1(t) - x_{\text{ref}_1}, x_2(t) - x_{\text{ref}_2}, \dots, x_{384}(t) - x_{\text{ref}_{384}}]$$

3.2. Interpretación

- **Dirección del Vector $e(t)$:** Apunta desde la referencia (x_{ref}) hacia el estado actual ($x(t)$) en el espacio semántico. Indica “hacia dónde” se ha desviado el significado.
- **Magnitud del Vector $\|e(t)\|$:** Representa la “distancia” semántica entre el estado actual y la referencia. Se puede calcular como la norma euclidiana del vector de error.

***Relación con la Coherencia Ω :** La magnitud del error está directamente relacionada con la similitud coseno (coherencia Ω). $\|e(t)\|^2 = \|x(t) - x_{\text{ref}}\|^2 = \|x(t)\|^2 - 2(x(t) \cdot x_{\text{ref}}) + \|x_{\text{ref}}\|^2$ Como los vectores están normalizados ($\|x\|=1$): $\|e(t)\|^2 = 1 - 2\Omega(t) + 1 = 2(1 - \Omega(t))$ $\|e(t)\| = \sqrt{2(1 - \Omega(t))}$*

Esto muestra que un error de magnitud cero implica una coherencia de 1, y viceversa.

4. Modelado de la Corrección Aplicada al Prompt $u(t)$

La corrección $u(t)$ también es un **vector en el espacio de 384 dimensiones**. Representa la “fuerza” y “dirección” semántica que se debe aplicar para guiar al LLM

de vuelta a la referencia.

4.1. Cálculo

Se calcula mediante la ley de control LQR:

$$\mathbf{u}(\mathbf{t}) = -\mathbf{K} \cdot \mathbf{e}(\mathbf{t})$$

Donde:

- $\mathbf{e}(\mathbf{t})$ es un vector de 384x1.
- \mathbf{K} es la matriz de ganancia, de dimensiones 384x384.

El resultado $\mathbf{u}(\mathbf{t})$ es un vector de 384x1, es decir, un vector en el mismo espacio de embeddings.

4.2. Interpretación

- $\mathbf{u}(\mathbf{t})$ es un **vector de corrección semántica**. No es texto, sino una representación matemática de la “idea” que se necesita para corregir el rumbo.
- La dirección de $\mathbf{u}(\mathbf{t})$ es, en general, opuesta a la del error $\mathbf{e}(\mathbf{t})$ (debido al signo negativo), empujando al sistema de vuelta hacia la referencia.
- La magnitud $\|\mathbf{u}(\mathbf{t})\|$ determina la “fuerza” de la corrección.

4.3. De Vector a Texto: La Aplicación al Prompt

Aquí reside una de las claves de la implementación. El vector de corrección $\mathbf{u}(\mathbf{t})$ no se puede “sumar” directamente al prompt. Se debe traducir de nuevo a lenguaje natural. CAELION lo hace de forma implícita:

1. **Cálculo del Estado Corregido Deseado:** Se puede pensar en un estado objetivo para el siguiente paso: $\mathbf{x_deseado}(\mathbf{t+1}) = \mathbf{x}(\mathbf{t}) + \mathbf{u}(\mathbf{t})$ (o una variante)
2. **Búsqueda Semántica Inversa (Implícita):** El sistema necesita encontrar un texto cuyo embedding sea lo más cercano posible a $\mathbf{x_deseado}(\mathbf{t+1})$. Esto es un problema de “búsqueda semántica inversa” o “decodificación de embeddings”.
3. **Implementación Pragmática en CAELION:** En lugar de resolver este complejo problema de búsqueda, CAELION utiliza una solución pragmática y efectiva:

inyecta la información de control en el prompt en lenguaje natural.

```
correction_prompt = f"""
{original_prompt}

[CONTROL DE ESTABILIDAD ACTIVO]
Referencia ontológica: {self.reference_text}
Error detectado de magnitud {error_mag:.3f}.
INSTRUCCIÓN: Corrige la trayectoria hacia la referencia.
"""
```

El LLM, al procesar este prompt aumentado, realiza implícitamente la tarea de decodificación. Entiende la instrucción de “corregir” y genera una respuesta que, idealmente, moverá el estado semántico en la dirección de $\mathbf{u}(t)$.

5. Conclusión

El modelado matemático en CAELION es coherente y se lleva a cabo enteramente en el espacio de embeddings de 384 dimensiones:

- El **error semántico $\mathbf{e}(t)$** es un vector que captura la **magnitud y dirección de la desviación** del significado.
- La **corrección $\mathbf{u}(t)$** es un vector que representa la **fuerza y dirección semántica del ajuste** necesario.
- La **matriz de ganancia \mathbf{K} (384x384)** actúa como un transformador que convierte el error en la corrección óptima.
- La **traducción del vector de corrección $\mathbf{u}(t)$ a texto** se realiza de forma pragmática, delegando la tarea de “decodificación semántica” al propio LLM mediante un prompt aumentado con instrucciones de control.

Este enfoque permite a CAELION aplicar los principios rigurosos de la teoría de control directamente en el dominio abstracto y de alta dimensión de la semántica del lenguaje.