

RL Multi-Objetivo Aplicado ao Problema Integrado de Patrulha e Despacho

Moacir Almeida Simões Júnior
Tobias de Abreu Kuse

O Problema Central: Um Conflito de Objetivos

- Operações policiais têm dois objetivos conflitantes e simultâneos.
- **1. Patrulhamento Proativo:** Maximizar a *presença* em áreas de alto risco ("hotspots") para dissuadir o crime.
- **2. Despacho Reativo:** Minimizar o *tempo de resposta* a novas chamadas de emergência dinâmicas.
- **O Desafio:** Cada vez que uma unidade é despachada *reativamente*, ela compromete o plano de patrulha *proativo*.
- Este é um problema **bi-objetivo**.

Um Panorama das Soluções

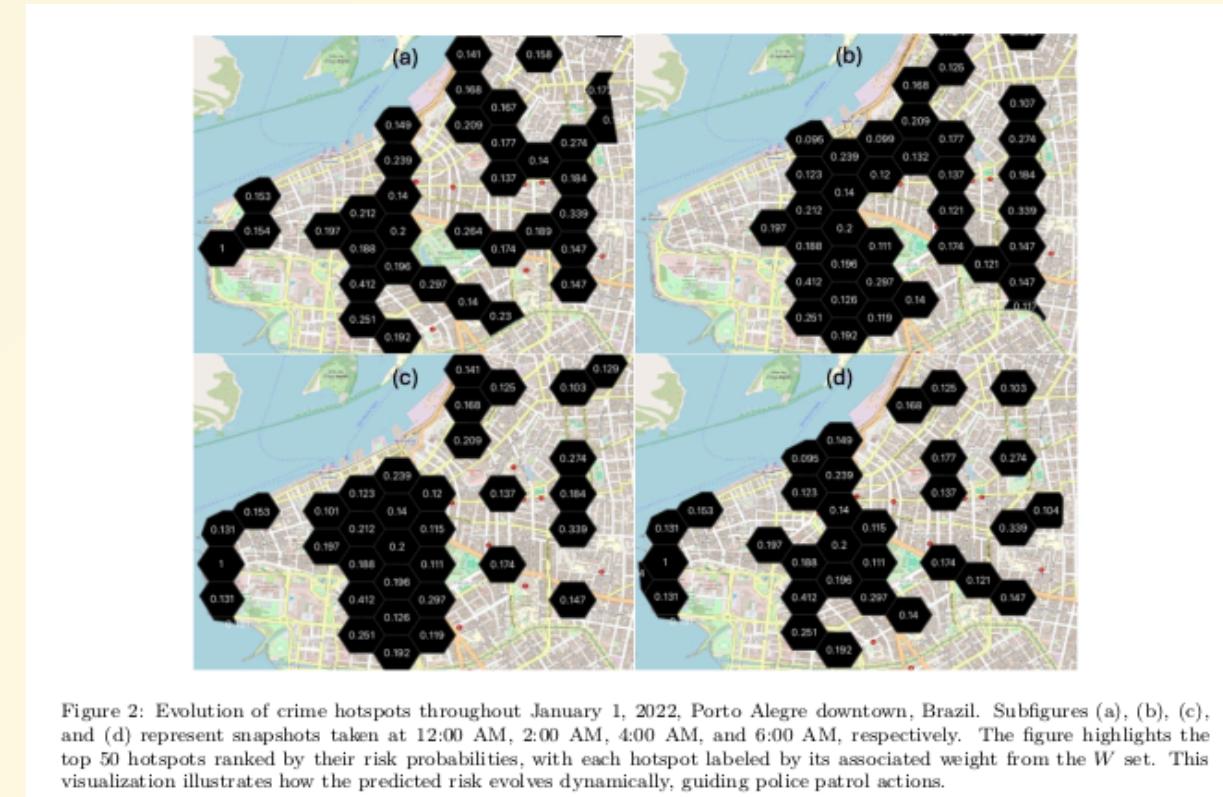
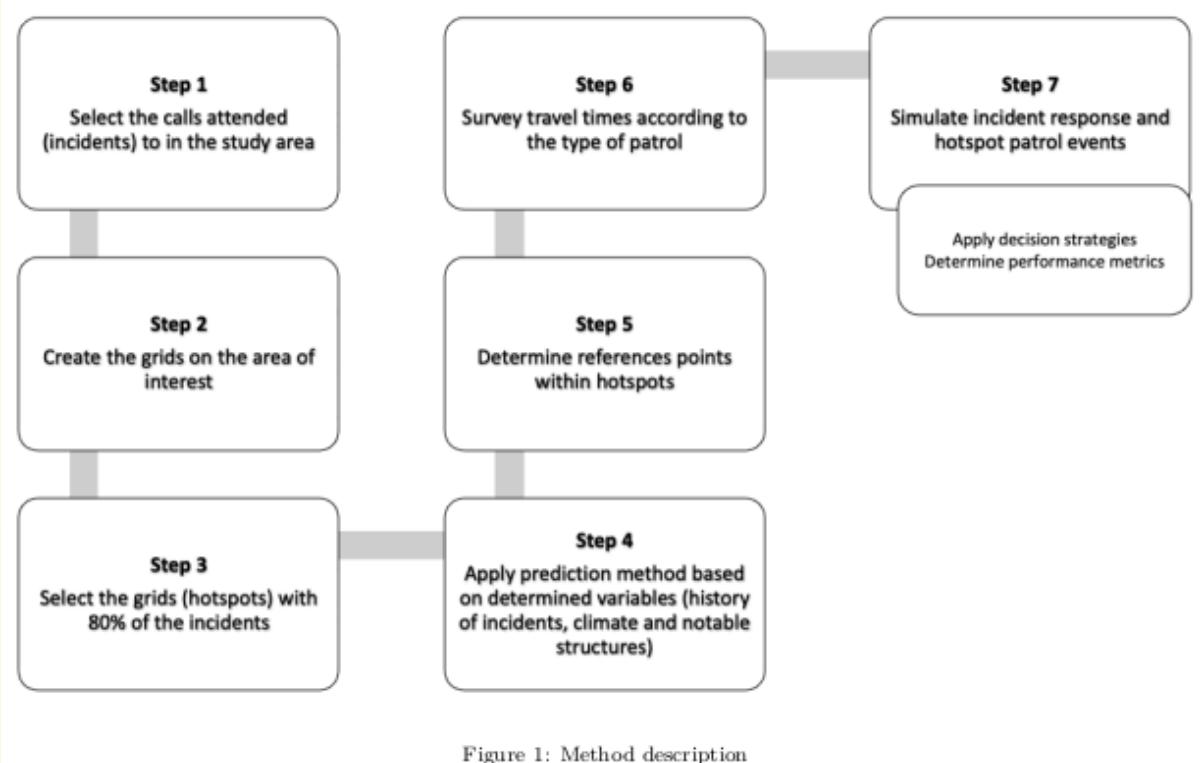
- Problema complexo: mistura previsão espaço-temporal, roteamento e eventos estocásticos em tempo real.
- Três filosofias de solução principais:
 1. Modelos **Híbridos Heurísticos** (Simulação + Meta-heurísticas)
 2. Modelos **MARL Descentralizados** (RL Multiagente)
 3. Modelos **MORL Centralizados** (RL Multi-Objetivo)

Abordagem 1: Híbrida-Heurística

(Simões Júnior & Borenstein, 2025)

- **Conceito:** Modelar o sistema com simulação de eventos discretos.
- **Método:**
 - **Prever:** Usar ML (ex: XGBoost) para prever *hotspots dinâmicos*.
 - **Patrulhar:** Usar **Otimização por Colônia de Formigas (ACO)** para rotas de patrulha ideais.
 - **Testar:** Simular interrupções por chamadas aleatórias.
- **Conclusão:** Abordagem de "*otimizar e depois simular*".

Abordagem 1: Método e Hotspots Dinâmicos



Abordagem 2: Modelo Multiagente

(Repasky et al., 2024)

- **Conceito:** Cada viatura = um agente de RL.
- **Método:**
 - Sistema **heterogêneo** com $N + 1$ agentes.
 - **N Patrulheiros:** aprendem políticas próprias (DQN compartilhada).
 - **1 Despachante:** aprende política central (MIP + VFA).
- **Conclusão:** Abordagem **descentralizada**, com agentes aprendendo individualmente.

Abordagem 2: Visualização do Modelo MARL

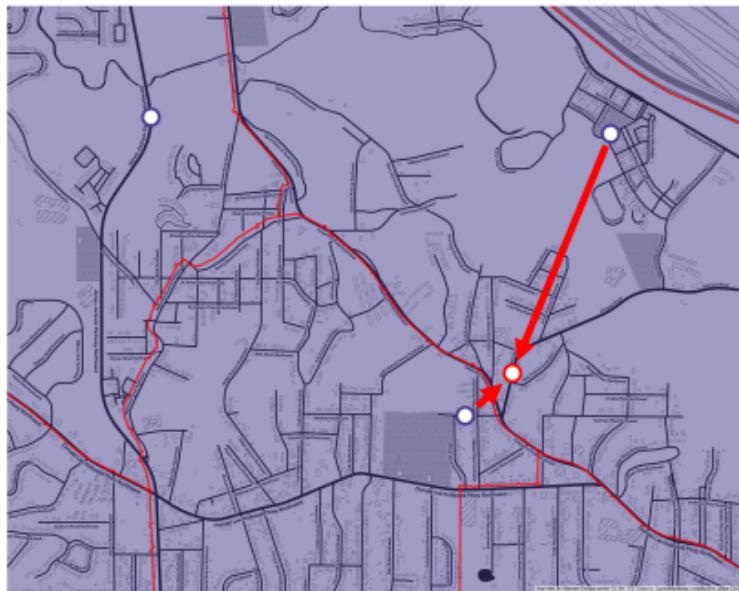
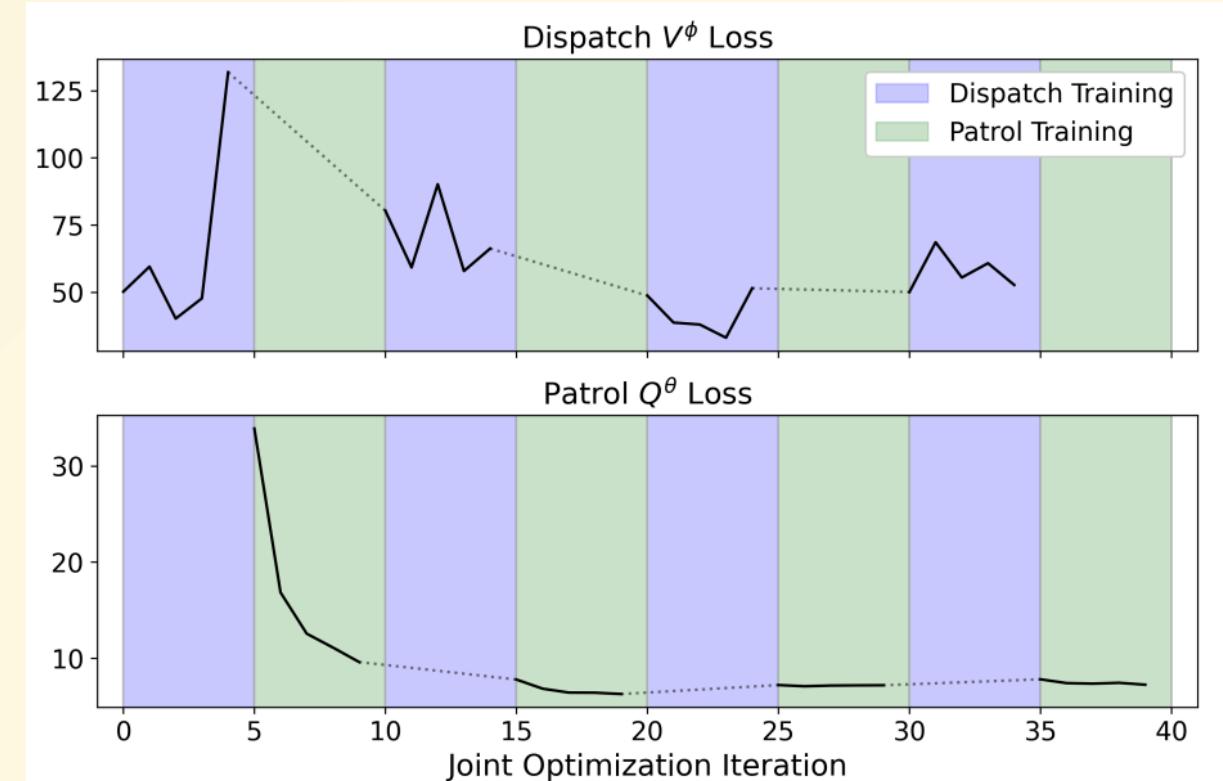


Figure 1: The joint task of patrol and dispatch involves decisions such as that demonstrated above. It is unclear whether it is best to move one patroller across beat boundaries to manage an incident, leaving its beat un-managed, or to require the patroller responsible for that beat to travel a long distance to the scene.



Abordagem 3: RL Multi-Objetivo (MORL)

- RL padrão → recompensa escalar R .
- MORL → vetor de recompensas $\vec{R} = \langle R_{\text{resposta}}, R_{\text{presença}} \rangle$.
- **Desafio:** "Ótimo" é subjetivo (quanto vale priorar patrulha pra melhorar resposta?).
- **Solução comum:** Soma ponderada

$$R_{\text{total}} = w_1 R_{\text{resposta}} + w_2 R_{\text{presença}}$$

- **Problema:** Altamente sensível aos pesos – arbitrários e difíceis de justificar.

MORL: Abordagens Conceituais

- **1. Método de Restrições (Constraint-based):**
 - Otimiza um objetivo principal e trata os outros como **restrições**.
 - **Exemplo:** "Maximizar a *Resposta* (Objetivo 1), contanto que (Restrição) a *Presença da Patrulha* (Objetivo 2) não caia abaixo de 80%."
 - **Vantagem:** Mais intuitivo para um gestor definir um desempenho mínimo do que pesos arbitrários.
- **2. Abordagens Vetoriais (Policy/Value-based):**
 - O agente não aprende um Q-Valor escalar, mas sim um **Q-Vetor**:
$$\vec{Q}(s, a) = \langle Q_{resposta}, Q_{presenç\ a} \rangle$$
 - O objetivo não é encontrar "um" ótimo, mas sim o conjunto de todas as **Soluções de Trade-off** (não é possível melhorar um objetivo sem piorar o outro).

Estudo de Caso: MORL Aplicado ao Problema Integrado de Patrulhamento e Despacho

- Para contornar as dificuldades da "soma ponderada", o artigo de **Joe, Lau, & Pan (2022)** propõe uma **função de recompensa** que não exige atribuir pesos aos objetivos.
- **Título:** *Reinforcement Learning Approach to Solve Dynamic Bi-objective Police Patrol Dispatching and Rescheduling Problem*
- **Formulação:** MDP Centralizado de Agente Único.
- **Agente de RL:** Planejador central / despachante.
- **Recursos:** Unidades de patrulha (recursos controlados).
- Não é MARL – unidades não aprendem.

O MDP: Estado e Ação

- **Estado (S_k):** É a tupla: $\langle t_k, \delta(k), \sigma(k), \omega_k \rangle$
 - t_k : Hora atual
 - $\delta(k)$: Cronogramas conjuntos atuais
 - $\sigma(k)$: Status da patrulha
 - ω_k : O novo incidente (local, tempo, duração)
- **Ação (x_k):** tupla de decisão $\langle x_k^i, x_k^t, \delta^x(k) \rangle$.
 - x_k^i : quem despachar
 - x_k^t : quando
 - $\delta^x(k)$: novo cronograma unificado

O MDP: Exemplo de Cronograma Conjunto ($\delta(k)$)

Agent	Time Period								
	1	2	...	$t - 1$	t	$t + 1$...	$ T $	
1	1				5			9	
2	3				6			2	
3		8		4				1	

Legend:

Travelling / Unavailable	
$<Patrol\ Area\ j \in J>$	Patrolling

Figure 1: A sample joint schedule, $\delta(k)$ assuming $|I| = 3$.

MDP: Transição e Recompensa

- **Transição ($S_k \rightarrow S_k^x$):**
 - A transição do estado é determinística.
 - A Ação x_k (o novo cronograma $\delta^x(k)$) é aplicada.
 - O estado muda de "pré-decisão" (S_k) para "pós-decisão" (S_k^x).
- **Recompensa (R): multiplicativa e diferencial**

$$R(S_k, x_k) = f_r(x_k) \times (f_p(\delta^x(k)) - f_p(\delta(k)))$$

- **Componentes:**
 - $f_r(x_k) \rightarrow$ Sucesso da Resposta (1.0, 0.5, 0)
 - $f_p(\delta^x(k)) - f_p(\delta(k)) \rightarrow$ Mudança na Qualidade da Patrulha

MDP: A Função Objetivo

- O objetivo do agente é encontrar a ação x_k^* que resolve a Equação de Otimização:

$$x_k^* = \operatorname{argmax}_{x_k} \{ R(S_k, x_k) + \gamma \hat{V}(S_k^x) \}$$

- **A Premissa do Aprendizado (RL):**
 - Para resolver esta equação, o agente precisa de uma forma de *calcular* o segundo termo.
 - **O Valor Futuro ($\hat{V}(S_k^x)$)** é desconhecido.
 - O agente precisa *aprender* a estimar o "valor" de um estado pós-decisão a partir da experiência.

Solução: O Avaliador de Ações (VFA)

- O \hat{V} (o "Avaliador") é uma **Rede de Função Valor (VFN)** que estima o Valor Futuro $\hat{V}(S_k^x)$.
- É treinado **Offline** (antes da execução), usando **Aprendizado por Diferença Temporal (TD Learning)**.
- O treinamento utiliza **Dados Históricos** (o princípio do *Experience Replay*).
- **Propósito:** Produzir um "cérebro" treinado que sabe dar a "nota" (o \hat{V}) para qualquer novo cronograma.

O Avaliador (\hat{V}): Diagrama da Rede

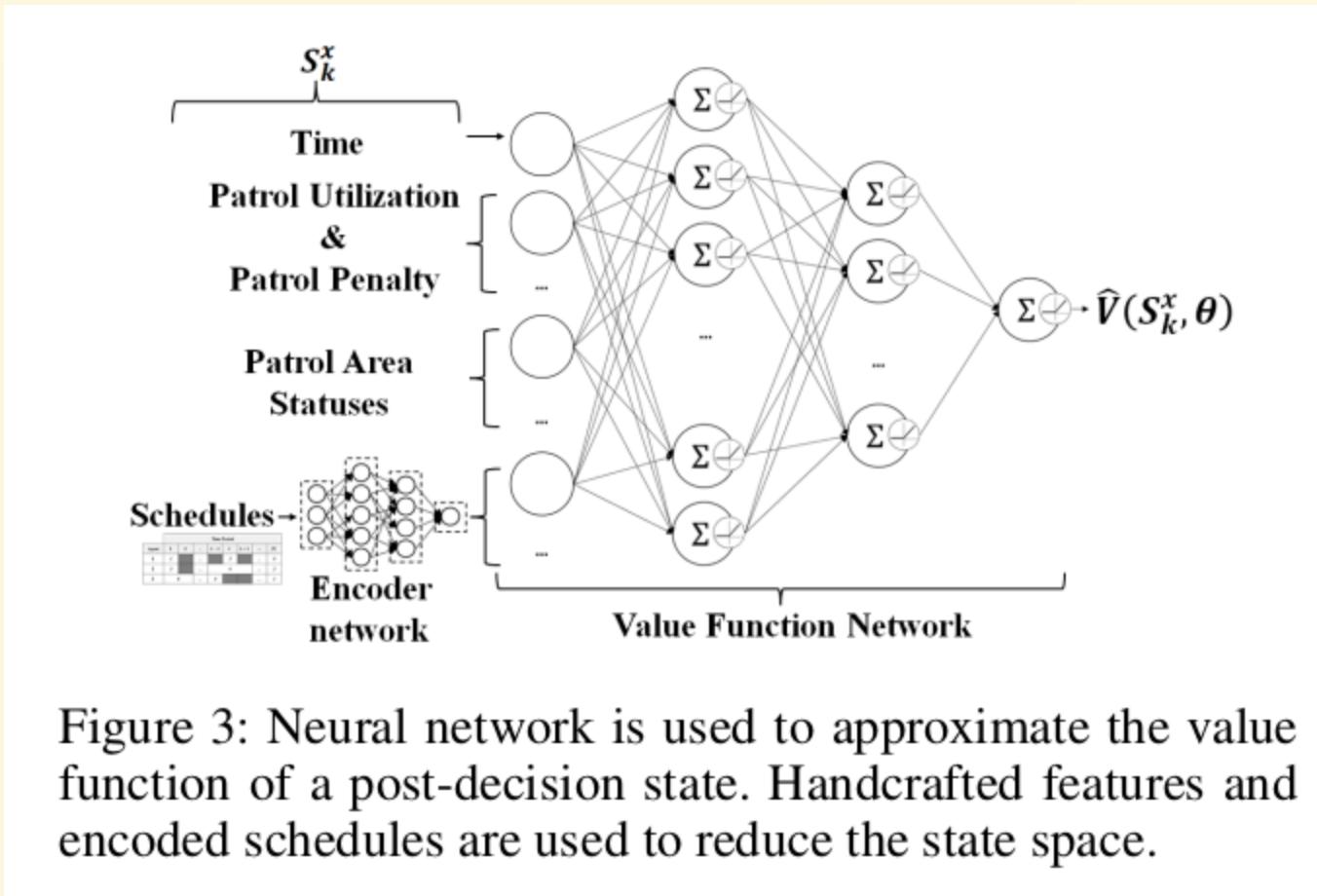
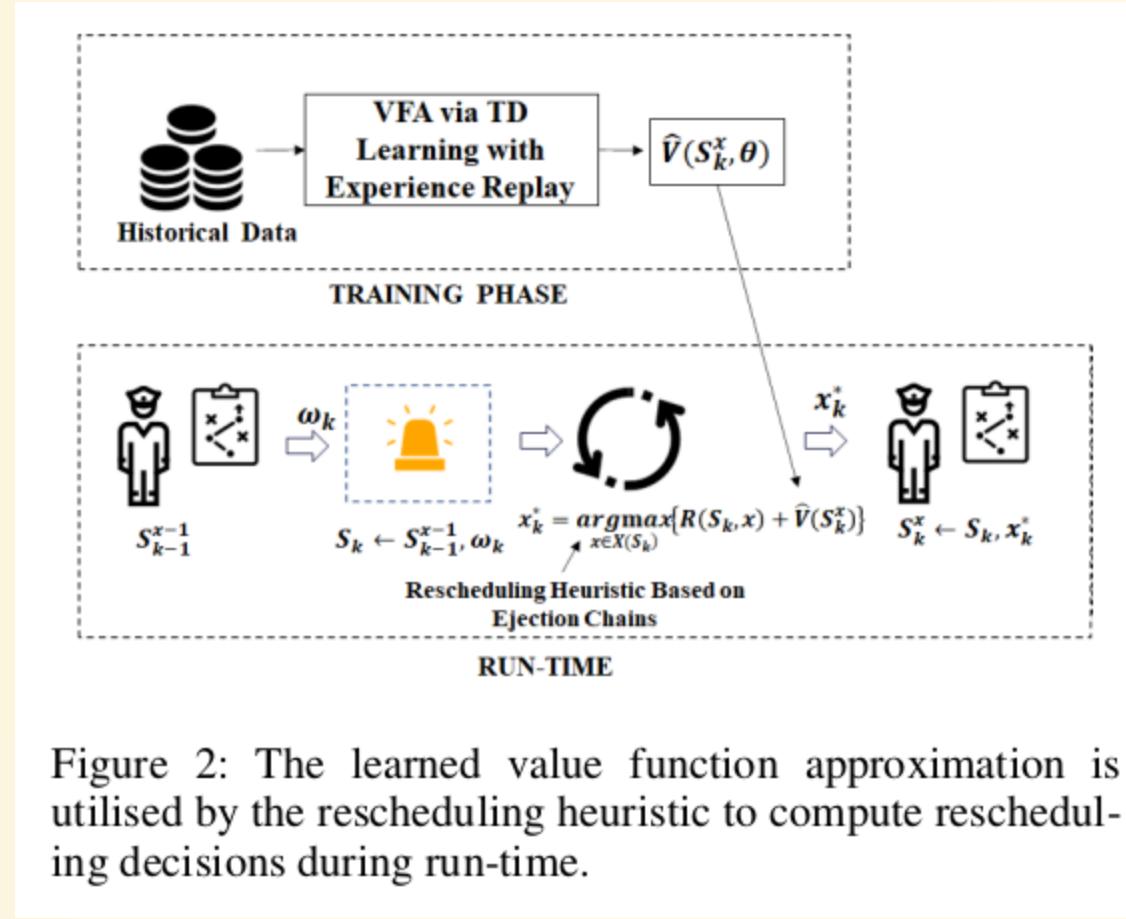


Figure 3: Neural network is used to approximate the value function of a post-decision state. Handcrafted features and encoded schedules are used to reduce the state space.

Solução: O Gerador de Ações - Ejection Chains (EC)

- **Processo (Online):**
 - 1. A EC *insere* o incidente ω_k no cronograma de uma Viatura A (criando um "defeito").
 - 2. A EC *repara* o defeito (ex: "ejetando" uma tarefa de A para B), criando uma "reação em cadeia".
- **Conexão Chave (EC + \hat{V}):**
 - A \hat{V} é consultada *durante* a cadeia de reparo para guiar a heurística a escolher o melhor reparo ("greedy") a cada passo.

Arquitetura: Treinamento (Offline) e Execução (Online)



Pontos para Discussão e Considerações

- **1. Modelo "Agnóstico" à Gravidade:**
 - A função de recompensa (R) trata todos os incidentes da mesma forma (1.0, 0.5, 0 pelo *tempo* de resposta).
 - Ela não usa uma tabela de prioridade (ex: "Risco à Vida" vs. "Furto").
- **2. Risco da Otimização "Pura":**
 - O sistema pode (corretamente) decidir *postergar* um incidente grave, se ele tiver um "custo" muito alto para a patrulha (baixa recompensa futura esperada).
- **3. Sugestão de Melhoria:**
 - Incorporar um **fator de prioridade (p)** (baseado na gravidade) diretamente na função de recompensa, como um multiplicador.

Resumo das Abordagens

- **Problema:** Patrulha Integrada (Proativa) & Despacho (Reativo).
- **Híbrida/Heurística (Simões Júnior & Borenstein, 2025):**
 - Poderosa, mas depende de heurísticas de PO (como ACO) para *construir* a política.
- **MARL Descentralizado (Repasky et al., 2024):**
 - "Bottom-up". Trata viaturas como agentes, mas *decompõe* o problema (Patrulha vs. Despacho).
- **MORL Centralizado (Joe, Lau, & Pan, 2022):**
 - Abordagem holística. Usa RL (\hat{V}) para *guiar* uma heurística (EC) e resolver o problema unificado.

Obrigado! 🙌

Perguntas?