

سوال ۱

جستجوی درخت مونت کارلو:

به دلیل توانایی آن در کنترل عدم قطعیت و پیچیدگی بازی ۲۰۴۸ انتخاب شده است. بازی ۲۰۴۸ شامل یک فضای حالت بزرگ است و نتیجه حرکت ها به دلیل ظاهر تصادفی کاشی های جدید پس از هر حرکت قطعی نیست.

جستجوی درخت مونت کارلو با شبیه سازی بازی های تصادفی و به روز رسانی درخت بر اساس نتایج، چنین عدم قطعیتی را به خوبی مدیریت می کند.

این به ویژه در شرایطی که الگوریتم های جستجوی سنتی ممکن است به دلیل تصادفی بودن ذاتی در محیط با مشکل مواجه شوند مفید است.

Expectimax:

انتخاب شده زیرا ماهیت احتمالی بازی ۲۰۴۸ را در نظر می گیرد.

ارزش مورد انتظار هر حرکت را با توجه به اقدامات بازیکن و ظاهر تصادفی کاشی های جدید در نظر می گیرد. این در بازی ۲۰۴۸ بسیار مهم است، جایی که تصمیم بازیکن بر وضعیت آینده بازی تأثیر می گذارد، اما ظاهر

کاشی های جدید یک عنصر شانس را معرفی می کند.

و ارزیابی دقیق تری از حرکات را با ترکیب مقادیر مورد انتظار ارائه می دهد و آن را برای بازی هایی با عدم قطعیت و تصادفی مناسب می کند.

سوال ۲

(۱) پیچیدگی محاسباتی: بازی ۲۰۴۸ فضای حالت بزرگی دارد و کاوش در کل درخت جستجو برای یافتن حرکت بهینه از نظر محاسباتی گران است. محدود کردن عمق جستجو، تعداد حالت‌های احتمالی بازی را که نیاز به ارزیابی دارند، کاهش می‌دهد و الگوریتم را از نظر محاسباتی امکان‌پذیرتر می‌کند.

(۲) هرس مسیرهای غیرمعمول:

محدود کردن عمق امکان هرس مسیرهای ناموفق در درخت جستجو را فراهم می‌کند. با افزایش عمق، تعداد مسیرهای ممکن به طور تصاعدی افزایش می‌یابد. با محدود کردن عمق، الگوریتم می‌تواند روی شاخه‌های امیدوارکننده‌تر درخت جستجو تمرکز کند و مسیرهایی را که احتمال کمتری برای منتهی به نتیجه خوب دارند، نادیده بگیرد.

(۳) تصمیم‌گیری در لحظه:

در کاربردهای عملی، مانند بازی ۲۰۴۸ در زمان واقعی، نیاز به تصمیم‌گیری سریع وجود دارد. محدود کردن عمق تضمین می‌کند که الگوریتم می‌تواند در یک چارچوب زمانی معقول تصمیم بگیرد، حتی اگر کل درخت بازی را کاوش نکند.

(۴) معاوضه بین دقت و کارایی:

اغلب بین دقت تصمیم‌گیری (کاوش در اعماق درخت بازی) و کارایی الگوریتم (محدود کردن عمق) تعادل وجود دارد. با انتخاب یک حد عمق مناسب، الگوریتم می‌تواند تعادلی بین تصمیم‌گیری نسبتاً دقیق و انجام آن در مدت زمان معقول ایجاد کند.