تمرین سری ششم درس مبانی هوش محاسباتی

کورش تقیپور پاسدار ۲ بهمن ۱۴۰۳

۱ سوال ۱

۱.۱ الف

روند کلی: یک الگوریتم تکاملی برای یافتن راهحل نسبتا بهینه استفاده می شود. در الگوریتم تکاملی، یک جمعیتی از کروموزوم ها را داریم که حالت های مختلف مساله را بصورت ویژگی های رندومی در آنها کد می کنیم. در هر نسل، ویژگی های قوی تر و سازگار تر آنها (با مساله) به نسل بعدی منتقل می شود و در نهایت، با رخ دادن شرایط اتمام پروسه (رسیدن به حد نهایی تعداد نسل های مجازیا یافتن راه حل مساله) الگوریتم متوقف می شود.

- Population به مجموعه تمام نمونه ها (کروموزوم ها) گفته می شود.
- Selection به فرآیندی گفته می شود که در آن انتخاب کنیم کدام کروموزومها به تنهایی یا با هم تشکیل فرزند و نسل بعدی را بدهند.
- Variation Operations به فرآیندهایی گفته میشود که نحوه تشکیل فرزند از کروموزومهای انتخاب شده نسل فعلی را بیان میکنند.
- Fitness evaluation تابعی است که مشخص می کند هر کروموزوم چقدر ویژگی های مطلوب را دارد.
 - Termination criteria به معیارهای اتمام الگوریتم گفته می شود.

۲.۱ ب

الگوریتمهای ژنتیک به الگوریتمهایی گفته میشود که از اصول ژنتیک و انتخاب طبیعی برای حل مسائل بهینهسازی استفاده می کنند. این الگوریتمها در مسائلی مانند بهینهسازی پارامترها (مانند تنظیم پارامترهای مدلهای یادگیری ماشین)، مسائل مسیریابی و طراحی سیستمها کاربرد دارد.

برنامهریزی ژنتیک به نوعی خاص از الگوریتمهای ژنتیک گفته می شود که به تکامل ساختار برنامههای کامپیوتری میپردازد. از کاربردهای برنامهریزی ژنتیک میتوان به تولید خودکار کد، بهینهسازی الگوریتمها و مدلسازی و شبیهسازی اشاره کرد.

از تفاوتهای آنها میتوان به این اشاره کرد که الگوریتمهای ژنتیک برای بهینهسازی پارامترها بکار میرود درحالیکه برنامهریزی ژنتیک در ساختار برنامههای کامپیوتری بکار میرود. از طرفی، راهحلها در الگوریتمهای ژنتیک بصورت رشتهای از ژنها نشان داده میشوند ولی در برنامهریزی ژنتیک بصورت درختهای برنامه نمایش داده میشوند.

٢ سوال ٢

١.٢ الف

در بهینه سازی ذرات، ما به دنبال یافتن حالت بهینهی مساله هستیم. برای همین منظور، از تعداد زیادی ذرات رندوم پخش شده در فضای حالت استفاده می کنیم. این ذرات با استفاده از اطلاعات کسب شده خودشان و اطلاعات جمعی، به سمت بهترین حالت حرکت می کنند.

- Particle به هر ذرهی شرکت کننده در این الگوریتم گفته می شود که سعی دارد به سمت بهترین حالت حرکت کند.
- Velocity به سرعت هر ذره گفته می شود و به عبارت دیگر، بیان می کند هر ذره در فضای حالت به کدام سمت حرکت می کند.
- Position Update به تغییر مکان هر ذره گفته می شود که این تغییر مکان به سرعت قبلی، Personal Best و Global Best ربط دارد.
- Personal Best and Global Best به ترتیب به بهترین حالت یافت شده توسط هر ذره و بهترین حالت یافت شده توسط تمام ذرات گفته می شود.

۲.۲ پ

۱.۲.۲ تکرار اول

در ابتدا مقدار تابع g(x) را برای مکانهای فعلی ذرات حساب می کنیم.

$$g(x_1) = -(2-5)^2 + 10 = 1$$

 $g(x_2) = -(11-5)^2 + 10 = -26$

در این مرحله Personal Best برای هر ذره مکان فعلی و Global Best برابر با x=2 میباشد.

حال به محاسبه سرعت جدید و به تبع، مکان جدید ذرات میپردازیم.

$$v_1 = 0.5 \times 1 + 1.5 \times 0.4 \times (2 - 2) + 1.5 \times 0.7 \times (2 - 2) = 0.5$$

 $v_2 = 0.5 \times -2 + 1.5 \times 0.4 \times (11 - 11) + 1.5 \times 0.7 \times (2 - 11) = -10.45$
 $x_1 = 2 + 0.5 = 2.5$
 $x_2 = 11 + (-10.45) = 0.55$

۲.۲.۲ تکرار دوم

دوباره مقدار تابع g(x) را برای مکانهای فعلی ذرات حساب می کنیم.

$$g(x_1) = -(2.5 - 5)^2 + 10 = 3.75$$

 $g(x_2) = -(0.55 - 5)^2 + 10 = -9.8025$

x=2.5 در این مرحله Personal Best برای هر ذره بازهم مکان فعلی و Personal Best نیز برابر با x=2.5 مرباشد.

حال به محاسبه سرعت جدید و مکان جدید ذرات میپردازیم.

$$\begin{array}{rcl} v_1 & = & 0.5 \times 0.5 + 1.5 \times 0.4 \times (2.5 - 2.5) \\ & + & 1.5 \times 0.7 \times (2.5 - 2.5) = 0.25 \\ v_2 & = & 0.5 \times -10.45 + 1.5 \times 0.4 \times (0.55 - 0.55) \\ & + & 1.5 \times 0.7 \times (2.5 - 0.55) = -3.1775 \\ x_1 & = & 2.5 + 0.25 = 2.75 \\ x_2 & = & 0.55 - 3.1775 = -2.6275 \end{array}$$

۳.۲.۲ تکرار سوم

مقدار تابع g(x) را برای مکانهای فعلی ذرات حساب می کنیم.

$$g(x_1) = -(2.75 - 5)^2 + 10 = 4.9375$$

 $g(x_2) = -(-2.6275 - 5)^2 + 10 = -48.18$

در این مرحله، Personal Best برای ذرات x_1 و x_2 به ترتیب 2.75 و 0.55 میباشد. همچنین Global Best هم برابر با 2.75 میباشد. محاسبه سرعت جدید و مکان جدید:

$$v_1 = 0.5 \times 0.25 + 1.5 \times 0.4 \times (2.75 - 2.75)$$

$$+ 1.5 \times 0.7 \times (2.75 - 2.75) = 0.125$$

$$v_2 = 0.5 \times -3.1775 + 1.5 \times 0.4 \times (0.55 - (-2.6275))$$

$$+ 1.5 \times 0.7 \times (2.75 - (-2.6275)) = 5.96$$

$$x_1 = 2.75 + 0.125 = 2.875$$

$$x_2 = -2.6275 + 5.96 = 3.33$$

حال در پایان باز به محاسبه g(x) میپردازیم تا بهترین نقطهی پیدا شده (تاکنون) را مشخص کنیم.

$$g(x_1) = -(2.875 - 5)^2 + 10 = 5.48$$

 $g(x_2) = -(3.33 - 5)^2 + 10 = 7.2$

x با بررسی تمام g(x)های محاسبه شده، بهترین g(x) بدست آمده برابر با g(x) و در نتیجه بهترین g(x) بدست آمده برابر با g(x) می باشد.

٣ سوال٣

١.٣ الف

در دنیای واقعی، مورچهها با انتشار فرمونها امیان مسیرهای متفاوت، تمایز قائل می شوند. مورچهها با عبور از هر مسیری اقدام به ترشح فرمون می کنند. حال هر قدر یک مسیری بهینه تر باشد، به تدریج مورچههای بیشتری از آن عبور کرده و مقدار ترشح فرمون در آن مسیر بیشتر خواهد شد و مسیر بهینه تر پیدا خواهد شد. در الگوریتمهای ACO نیز از همین ترفند استفاده کرده و بجای فرمون از احتمال استفاده می کند به اینصورت که هر مسیری فرمون بیشتری داشته باشد، احتمال انتخاب شدن آن مسیر بیشتر است.

- Phermone در این الگوریتم، فرمون به عنوان احتمال انتخاب شدن یک مسیر عمل می کند و هرقدر فرمون یک مسیر بیشتر باشد، احتمال انتخاب شدن آن مسیر هم بیشتر است.
- heuristic information معمولا براساس اطلاعات قبلی بدست آمده است که همراه با فرمونها در انتخاب مسیر بهینه تاثیرگذار است.

۲.۳ ب

$$P_{AB} = \frac{1^1 \times (\frac{1}{2})^2}{\sum_{k \in \mathcal{N}_A} \tau_{Ak}^1 \times \mu_{Ak}^2} = \frac{\frac{1}{4}}{\frac{261}{784}} = \frac{784}{1044}$$

¹Phermone

$$P_{AC} = \frac{1^{1} \times (\frac{1}{4})^{2}}{\sum_{k \in \mathcal{N}_{A}} \tau_{Ak}^{1} \times \mu_{Ak}^{2}} = \frac{\frac{1}{16}}{\frac{261}{784}} = \frac{784}{4176}$$

$$P_{AD} = \frac{1^{1} \times (\frac{1}{7})^{2}}{\sum_{k \in \mathcal{N}_{A}} \tau_{Ak}^{1} \times \mu_{Ak}^{2}} = \frac{\frac{1}{49}}{\frac{261}{784}} = \frac{784}{12789}$$

مورچه به احتمال زیاد از گره B عبور خواهد کرد.