

به نام خدا



تمرین ششم

سارا سادات یونسی - ۹۸۵۳۳۰۵۳

فهرست

سوال ۱.....	صفحه ۳
سوال ۲.....	صفحه ۴
سوال ۳.....	صفحه ۳
سوال ۴.....	صفحه ۴

سوال ۱

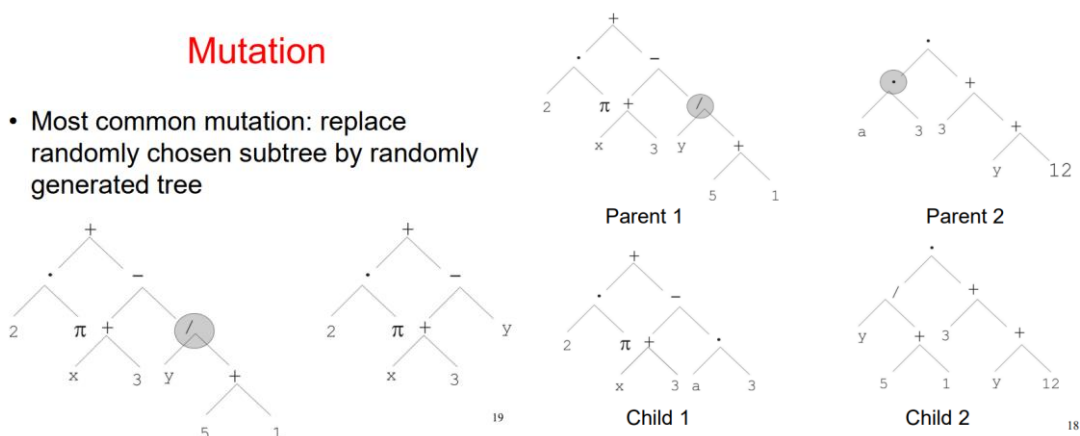
در ابتدا از کاربر مواردی مانند المنت های مورد نیاز کاربر برای مثال دو باکس اسم و دگمه تایید و رنگ مورد نظر کاربر و دیزاین مورد نظر کاربر و محدودیت های طراحی را میگیریم و بعد یک دیزاین یا چند دیزاین مورد نظر با ساختار درخت مشخص می شود که هر گره در درخت می تواند تگ html ای ما باشد. که نحوه ی قرار گیری ان ها را اینکه در چه شاخه ای قرار دارند تعیین می کند. که در چه موقعیتی این تگ ها از هم قرار دارند. یک تابع فیتنس خواهیم داشت که در نظر میگیرد چقدر انتظارات ما از طراحی برآورده شده است. در selection مواردی با بالاترین فیتنس انتخاب میشود.

Reproduction : فرزندان ترکیب شده اند با یکدیگر و در crossover دو والد باهم درخت هایشان ترکیب می شود تا دو فرزند را بسازند.

Mutation هم به صورت رندم یک مولفه ی درخت را تغییر می دهیم تا بتوانیم تابع ارزیابی را به بهترین حالت خود برسانیم و نسل های بهتری را تولید کنیم. تا جایی تکرار می کنیم که نسل های خوبی تولید شود و یا به یک تعداد مشخص تکرار برسیم شکل های زیر از جزوه برداشته شده و ساختار های ترکیب و جهش را به خوبی نشان می دهد.

Mutation

- Most common mutation: replace randomly chosen subtree by randomly generated tree



همچنین مراحل ژنتیک پروگرامینگ طبق جزوه :

Example application: symbolic regression

GP Process

1. Initialize population of computer programs
2. Determine fitness of each program
3. Reproduce according to fitness values and reproduction probability
4. Perform crossover of subexpressions
5. Go to step 2 unless termination conditions are met

- Given some points in \mathbf{R}^2 , $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$
- Find function $f(x)$ s.t. $\forall i = 1, \dots, n : f(x_i) = y_i$
- Possible GP solution:
 - Representation by $F = \{+, -, /, \sin, \cos\}$, $T = \mathbf{R} \cup \{x\}$
 - Fitness is the error $err(f) = \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2$
 - All operators standard
 - pop.size = 1000, ramped half-half initialisation
 - Termination: n "hits" or 50000 fitness evaluations reached (where "hit" is if $|f(x_i) - y_i| < 0.0001$)

نمونه ای از ساختار درخت: ساختار درختی ممکن است شامل گره‌هایی باشد که تگ‌های HTML، سبک‌های CSS و دیگر عناصر طراحی را نشان می‌دهند، همراه با عملیاتی برای دستکاری و ترکیب این عناصر برای تشکیل یک صفحه وب منسجم. برای مثال، یک ساختار درختی ساده شده ممکن است شبیه ساختار درختی HTML ارائه شده در پاسخ قبلی باشد. عملکرد تناسب اندام: تابع فیتنس ارزیابی می‌کند که یک صفحه وب ایجاد شده چقدر با ترجیحات طراحی کاربر مطابقت دارد. در این زمینه، تابع تناسب معیارهای طراحی مانند طرح، طرح رنگ، پاسخگویی و زیبایی شناسی کلی را در نظر می‌گیرد. دلیل انتخاب این تابع فیتنس، نزدیک بودن صفحه وب تولید شده به مشخصات کاربر است. نمرات بالاتر برای دقت و کارایی در دستیابی به طرح مورد نظر تعلق می‌گیرد. ۲. عملکرد فیتنس تعریف: تابعی که به هر درخت یک امتیاز عددی اختصاص می‌دهد که کیفیت آن را بر اساس دقت: HTML تولید شده چقدر با نیازهای کاربر مطابقت دارد. کارایی: کد چقدر مختصر و ساختارمند است. معیارهای اضافی: خوانایی، قابلیت نگهداری، دسترسی، پاسخگویی و غیره. نمونه عملکرد فیتنس = دقت_نمره * امتیاز_کارایی * امتیاز_معیار_اضافی

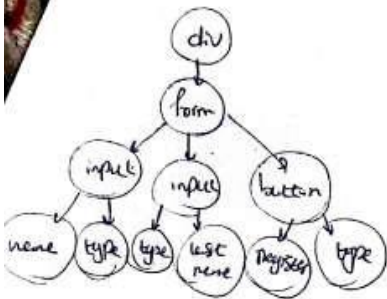
برای مثال اگر بخواهیم صفحه‌ای فرم که در آن دو ورودی داریم و یک دکمه برای ارسال آن داشته باشیم. این فرم را می‌توانیم به صورت زیر بنویسیم:

```

<div>
  <form>
    <input place holder = "name">
    <input place holder = "last name">
    <button type = "submit">
  </form>
</div>

```

این کد فرم را به صورت گرافیکی می‌توانیم به تصویر تبدیل کنیم. در این تصویر، یک فرم با دو ورودی برای نام و نام خانوادگی و یک دکمه برای ارسال فرم دیده می‌شود. همچنین می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم.



در اینجا ما یک فرم داریم که دو ورودی دارد و یک دکمه برای ارسال فرم. ما می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم. همچنین می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل CSS استایل دهیم تا ظاهر آن را تغییر دهیم.

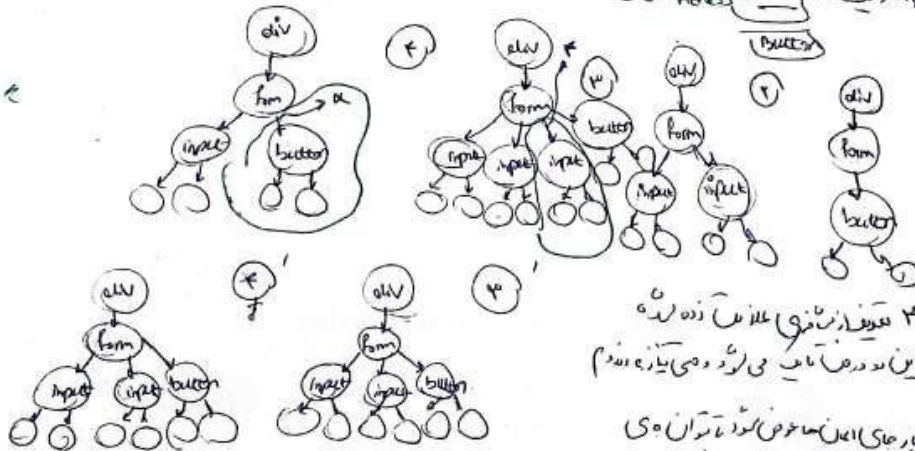
برای مثال اگر بخواهیم یک فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم، می‌توانیم از کد زیر استفاده کنیم:

```

<div>
  <form>
    <input type = "text" value = "نام خود را بنویسید" />
    <input type = "text" value = "نام خانوادگی خود را بنویسید" />
    <button type = "submit" value = "ارسال فرم" />
  </form>
</div>

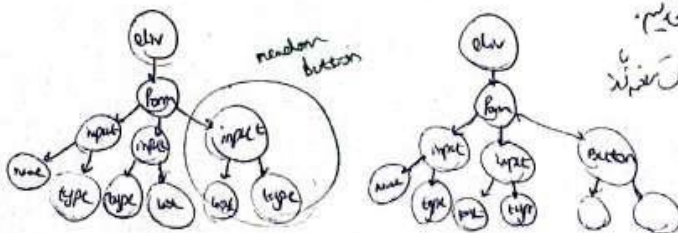
```

این کد فرم را به صورت گرافیکی می‌توانیم به تصویر تبدیل کنیم. در این تصویر، یک فرم با دو ورودی برای نام و نام خانوادگی و یک دکمه برای ارسال فرم دیده می‌شود. همچنین می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم.



در اینجا ما یک فرم داریم که دو ورودی دارد و یک دکمه برای ارسال فرم. ما می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم. همچنین می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل CSS استایل دهیم تا ظاهر آن را تغییر دهیم.

در اینجا ما یک فرم داریم که دو ورودی دارد و یک دکمه برای ارسال فرم. ما می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل HTML ذخیره کنیم و در مرورگر اجرا کنیم. همچنین می‌توانیم این فرم را به صورت یک فایل CSS استایل دهیم تا ظاهر آن را تغییر دهیم.



Fitness of a design There is no objective way to describe beauty or good design in general, but we can evaluate a design according to classical aesthetic principles (clarity, orderliness and symmetry). Deciding how those features should be weighted requires drawing on fields such as psychology, cognitive science and neuroscience. **3.1 Gestaltung According to** [15] the first impression of a design influences all of the following perceptions. A user first views the whole Gestalt (German for "essence or shape of an entity's complete form") of the design and then starts noticing details. The following Gestalt principles were suggested in [16]:

- Objects which are similar to each other in shape, size, colour, or texture will be perceived as part of a pattern.
- Lines or curves will lead the eye as a path and point attention towards breaking point like the end of the path or a crossing with another one.
- Viewers will subconsciously fill blanks and perceive structures as a whole, even if they are not closed.
- Simple and minimalistic designs reduce distraction.
- Similar elements can create the perception of combined objects, if they are close enough to each other. The eye tends to separate objects into background and foreground and shaping both in contrast to each other.
- A composition should provide order and balance, otherwise the viewer will feel unease and will not be able to decipher the content. A fitness function could provide positive scores to simple and minimalist design; to order and balance; to paths that point attention to key elements (e.g. the logo); and perhaps to similarity of objects.

3.2 Page Layout Three aspects of page layout are considered here: symmetry; the golden ratio; and images. **4 Symmetry.** In [17] it is suggested that male users consider vertical symmetrical designed web pages more beautiful and appealing than asymmetrical ones. Surprisingly, the assessments by female participants seem not to be influenced by the factor whether a web page is symmetrical designed or not. Altaboli and Yin [18] confirm that the more similar the numbers and sizes of objects in two neighbouring areas are, the more appealing the visual aesthetics are perceived. **Golden Ratio.** An asymmetrical design can be appealing as well, especially if it conforms to the golden ratio. The golden ratio is achieved when the ratio between two quantities is the same as the ratio between the bigger quantity and the sum of both quantities. The ratio is commonly believed to make a design more appealing to the human eye. Therefore, it is used, inter alia, in architecture, art, and music; the ancient Greek sculptor Phidias may have known of this ratio in 447 BC, when he created the sculptures for the Parthenon [19]. The golden ratio can also be found in nature, which might indicate that it offers some advantage in natural selection. **Images.** Images are a critical part of a website as they help visitors to connect and feel comfortable [20]. They are also much more important than text because few visitors read all the text on any website. Millennials favour websites with a large main picture; the users observed in [21] rated the visual appealing of such pages "significantly higher" compared to websites without such a main picture. Tullis and Tullis [22] showed that visual appeal ratings of e-commerce websites improved as the size of the largest image increased. So a fitness function for page layout could evaluate symmetry; use of the golden ratio; and the size of the largest image. **3.3 Colour** When designing a website, it is important that the colour scheme matches the content, because it will determine in which way this content is perceived. The interpretation of colour depends on the social and cultural background of the viewer, some colours also create specific emotions: "Within the psychology of colors, warm colors show excitement, optimism, and creativity; cool colors symbolize peace, calmness, and harmony" [23]. **5 The foundation of colour theory** is the colour wheel as shown in Error! Reference source not found.. Complementary colours are colours which are on opposite sides of the wheel (e.g. yellow – violet). They create a high contrast when used in design. Analogous colours create a harmonious

design by combining a colour and its neighbouring colours (e.g. red - red orange and red - red violet). However, since this project aims to create a universal solution, it is not supposed to be optimised for a certain style or scheme. The nature of the colour theme is determined by the colour of the logo, which is given as an input variable. The fitness function will therefore evaluate the use of complementary colours to create a contrast between the main element and the background, and of analogous colours that harmonise with the logo

.

روند کلی و ساختار درخت در این ابزار به شرح زیر است: • این ابزار با جمعیتی از درختان تصادفی شروع می شود که نشان دهنده طرح های مختلف صفحات وب هستند. هر درخت شامل گره هایی است که با عناصر HTML مانند برچسب ها، ویژگی ها و متن مطابقت دارند. به عنوان مثال، درختی که یک صفحه وب ساده را با یک عنوان و یک پاراگراف نشان می دهد، می تواند به شکل زیر باشد:

```
<html>
<head>
<title>My Web Page</title>
<head/>
<body>
<p>Hello, world!</p>
<body/>
</html>
```

این ابزار هر درخت را با توجه به یک تابع تناسب ارزیابی می کند که اندازه گیری می کند طراحی صفحه وب تا چه حد نیازها و ترجیحات کاربر را برآورده می کند. تابع تناسب اندام می تواند بر اساس معیارهای مختلفی مانند طرح بندی، زیبایی شناسی، عملکرد، قابلیت استفاده، دسترسی و غیره باشد. به عنوان مثال، یک تابع تناسب اندام که به صفحات وب که عنوان واضح، فونت قابل خواندن و طراحی پاسخگو دارند پاداش می دهد. مثل این

```
.def fitness(tree)
    score = 0
    check if the tree has a title tag #
    .if tree.has_tag("title")
        score += 10
    check if the tree has a body tag #
    .if tree.has_tag("body")
        score += 10
    check if the tree has a font-family attribute #
    .if tree.has_attribute("font-family")
        score += 10
    check if the tree has a meta tag with a viewport attribute #
```

```
if tree.has_tag("meta") and tree.has_attribute("viewport")
    score += 10
return the score #
return score
```

این ابزار بهترین درختان را از بین جمعیت بر اساس ارزش تناسب اندامشان انتخاب می کند و از آنها برای ایجاد نسل جدیدی از درختان با اعمال عملیات ژنتیکی مانند متقاطع و جهش استفاده می کند. عملیات متقاطع شامل تعویض قسمت های مشخص شده از جفت های انتخاب شده (والدین) برای تولید فرزندان جدید و متفاوتی است که بخشی از نسل جدید برنامه ها می شوند. عملیات جهش شامل تغییر یک گره تصادفی در یک درخت به یک گره متفاوت است. به عنوان مثال، یک متقاطع بین دو درخت می تواند شبیه این باشد.

.Parent 1

```
<html>
<head>
<title>My Web Page</title>
<head/>
<body>
<p>Hello, world!</p>
<body/>
<html/>
```

.Parent 2

```
<html>
<head>
<title>Another Web Page</title>
<head/>
<body>
<h1>Welcome!</h1>
<p>This is a web page.</p>
<body/>
<html/>
```

.Offspring 1

```
<html>
<head>
<title>My Web Page</title>
<head/>
<body>
<h1>Welcome!</h1>
<p>This is a web page.</p>
<body/>
<html/>
```


.Offspring 2

```
<html>
<head>
<title>Another Web Page</title>
<head/>
<body>
<p>Hello, world!</p>
<body/>
<html/>
```

The tool repeats this process for a given number of generations or until a satisfactory solution is found. The tool •
.returns the best tree from the final generation as the output web page design

.A possible fitness function for this tool is

```
.def fitness(tree)
    score = 0
    check if the tree has a form tag #
    .if tree.has_tag("form")
        score += 10
    check if the tree has two input tags with name and surname attributes #
    .if tree.count_tags("input", {"name": "name"}) == 1 and tree.count_tags("input", {"name": "surname"}) == 1
        score += 20
    check if the tree has a button tag with type and value attributes #
    .if tree.has_tag("button", {"type": "submit", "value": "Register"})
        score += 10
    check if the tree has a style tag with some CSS rules #
    .if tree.has_tag("style")
        score += 10
    return the score #
    return score
```

دلیل انتخاب این عملکرد تناسب اندام این است که به طرح های صفحه وب که دارای عناصر مورد نیاز برای فرم ثبت نام هستند، مانند
فیلدهای ورودی، یک دکمه و برخی سبک ها، پاداش می دهد. تابع تناسب اندام نیز وزن های مختلفی را بر اساس اهمیت و سختی عناصر به
آنها اختصاص می دهد. به عنوان مثال، داشتن دو فیلد ورودی با ویژگی های نام و نام خانوادگی مهمتر و دشوارتر از داشتن برچسب سبک
است، بنابراین امتیاز بالاتری می گیرد. برای انجام این ابزار به صورت دستی در مثال زیر، می توانیم این مراحل را دنبال کنیم: • مرحله ۱: یک
جمعیت تصادفی از درختان ایجاد کنید که طرح های صفحه وب را نشان می دهند. برای سادگی، می توانیم فرض کنیم که اندازه جمعیت ۴ و
عمق درخت ۳ است. می توانیم از عناصر HTML زیر به عنوان گره های ممکن برای درخت ها استفاده کنیم: <html>، <head>، <title>،
<body>، <style>، <form>، <input>، <button>، <p>، <h1>، <h2>، <h3>، <div>، همچنین می توانیم از برخی
ویژگی ها و متن ها برای گره ها استفاده کنیم، مانند نام، نوع، مقدار، رنگ، خانواده فونت، و غیره.

:Tree 1

```
<html>
<head>
<title>Register</title>
<head/>
<body>
<form>
  <"input name="name" type="text">
  <"input name="surname" type="text">
  <"button type="submit" value="Register">
</form/>
</body/>
</html/>
```

:Tree 2

```
<html>
<head>
<title>Sign Up</title>
<style>
  body {
    ;color: blue
    ;font-family: Arial
  }
</style/>
<head/>
<body>
  <h1>Welcome!</h1>
  <p>Please fill in the form below.</p>
  <form>
    <"input name="name" type="text">
    <"input name="surname" type="text">
    <"button type="submit" value="Sign Up">
  </form/>
</body/>
</html/>
```

:Tree 3

```
<html>
<head>
<title>Join Us</title>
<head/>
<body>
  <div>
    <h2>Join Us</h2>
    <p>Enter your details below.</p>
```

```

        <form>
        <"input name="name" type="text">
        <"input name="surname" type="text">
        <"button type="submit" value="Join Us">
        </form>
    </div>
</body>
</html>

```

```

Tree 4
<html>
<head>
<title>Create Account</title>
</head>
<body>
<span>
<h3>Create Account</h3>
<form>
<"input name="name" type="text">
<"input name="surname" type="text">
<"button type="submit" value="Create Account">
</form>
</span>
</body>
</html>

```

• • مرحله ۲: هر درخت را با توجه به تابع تناسب تعریف شده در سوال ۲ ارزیابی کنید. مقادیر تناسب درختان عبارتند از:

Tree 1: 40
Tree 2: 50
Tree 3: 40
Tree 4: 40

• مرحله ۳: بهترین درختان را از بین جمعیت با توجه به ارزش تناسب آنها انتخاب کنید و با اعمال عملیات متقاطع و جهش، از آنها برای ایجاد نسل جدیدی از درختان استفاده کنید. برای سادگی، می‌توانیم فرض کنیم که نرخ نخبه‌گرایی ۰,۲۵، نرخ متقاطع ۰,۵ و نرخ جهش ۰,۱ است. یک نسل جدید درختان ممکن است به شکل زیر باشد:

```

Tree 1: 50 (elitist)
<html>
<head>
<title>Sign Up</title>

```

```
<style>
  body {
    ;color: blue
    ;font-family: Arial
  }
</style>
<head/>
<body>
  <h1>Welcome!</h1>
  <p>Please fill in the form below.</p>
  <form>
    <"input name="name" type="text">
    <"input name="surname" type="text">
    <"button type="submit" value="Sign Up">
  </form>
</body>
</html/>
```

Tree 2: 40 (crossover)

```
<html>
<head>
<title>Register</title>
<head/>
<body>
  <div>
    <h2>Join Us</h2>
    <p>Enter your details below.</p>
    <form>
      <"input name="name" type="text">
      <"input name="surname" type="text">
      <"button type="submit" value="Join Us">
    </form>
  </div>
</body>
</html/>
```

Tree 3: 40 (crossover)

```
<html>
<head>
<title>Join Us</title>
<head/>
<body>
  <form>
    <"input name="name" type="text">
    <"input name="surname" type="text">
```

button<>

• مرحله ۴: برخی از درختان نسل جدید را با چرخاندن برخی از بیت ها به طور تصادفی بر اساس میزان جهش، جهش دهید. یک نسل جهش یافته از درختان می تواند به شکل زیر باشد:

Tree 1: 50 (elitist)

```
<html>
<head>
<title>Sign Up</title>
<style>
body {
color: blue;
font-family: Arial;
}
</style>
</head>
<body>
<h1>Welcome!</h1>
<p>Please fill in the form below.</p>
<form>
<input name="name" type="text">
<input name="surname" type="text">
<button type="submit" value="Sign Up">
</form>
</body>
</html>
```

Tree 2: 40 (mutated)

```
<html>
<head>
<title>Register</title>
```

```
</head>

<body>

<div>

<h2>Join Us</h2>

<p>Enter your details below.</p>

<form>

<input name="name" type="text">

<input name="surname" type="text">

<button type="submit" value="Register">

</form>

</div>

</body>

</html>
```

Tree 3: 40 (mutated)

```
<html>

<head>

<title>Join Us</title>

</head>

<body>

<form>

<input name="name" type="text">

<input name="surname" type="text">

<button type="submit" value="Join Us">

</form>

</body>

</html>
```

Tree 4: 40 (crossover)

```
<html>

<head>
```

```
<title>Create Account</title>

</head>

<body>

<span>

<h3>Create Account</h3>

<form>

<input name="name" type="text">

<input name="surname" type="text">

<button type="submit" value="Create Account">

</form>

</span>

</body>

</html>
```

• مرحله ۵: مراحل ۲ تا ۴ را تکرار کنید تا راه حل رضایت بخش پیدا شود یا به حداکثر تعداد نسل برسد. این ابزار بهترین درخت را از نسل نهایی به عنوان طراحی صفحه وب خروجی برمی گرداند. به عنوان مثال، پس از ۱۰ نسل، ابزار می تواند درخت زیر را به عنوان بهترین راه حل بازگرداند

```
<html>

<head>

<title>Sign Up</title>

<style>

body {

color: blue;

font-family: Arial;

}

form {

margin: 10px;

padding: 10px;

border: 1px solid black;

}
```

```
input {  
  display: block;  
  margin: 5px;  
}  
  
button {  
  display: block;  
  margin: 5px;  
  background-color: green;  
  color: white;  
}  
  
</style>  
</head>  
<body>  
<h1>Welcome!</h1>  
<p>Please fill in the form below.</p>  
<form>  
  <input name="name" type="text" placeholder="Name">  
  <input name="surname" type="text" placeholder="Surname">  
  <button type="submit" value="Sign Up">Sign Up</button>  
</form>  
</body>  
</html>
```

این درخت دارای مقدار تناسب ۶۰ است که حداکثر امتیاز ممکن برای تابع تناسب تعریف شده در سوال ۲ است. این طراحی صفحه وب دارای تمام عناصر مورد نیاز برای یک فرم ثبت نام، مانند فیلدهای ورودی، یک دکمه، و مقداری استایل است. همچنین دارای برخی ویژگی‌های اضافی مانند مکان‌ها، حاشیه‌ها، لایه‌ها، حاشیه‌ها و رنگ‌های پس‌زمینه است. این طراحی صفحه وب به خوبی نیازها و ترجیحات کاربر را برآورده می‌کند.

پاسخ این سوال را در قسمت اول با چت بات و در قسمت‌های بعد با مقاله و در آخر به صورت دستی حل کردم.

سوال ۲

مراحل الگوریتم :

۱. ایجاد جمعیت :
۲. حساب کردن fitness هر کروموزوم در جمعیت
۳. ساختن یک pool
۴. تولید فرزندان به روش crossover
۵. تکرار مراحل بالا در نسل بعدی

• ساختار کروموزوم :

یک رشته باینری به طول ۹ بیت، بیت اول بیت علامت، Code Gray در واقع از Code Gray Signed استفاده کردیم.

۴ بیت اعشار	۴ بیت صحیح	sign
-------------	------------	------

• محاسبه fitness

ابتدا مقدار واقعی کروموزوم را به دست میآوریم. آن را در معادله میگذاریم. مقدار fitness را به صورت زیر حساب میکنیم.

$$fitness(x) = \frac{1}{|f(x)| + 1}$$

• حفظ نخبگان نسل: در هر نسل ۲۰ درصد افراد که بیشترین fitness را دارند به صورت کامل در نسل بعدی وجود خواهند داشت .

• ایجاد pool: با استفاده از روش wheel roulette یک pool ایجاد میکنیم سپس روی آن crossover و mutation انجام میدهیم .

• نحوه: crossover: از روش point one استفاده میکنیم. یعنی یک خط در نظر میگیریم قسمت سمت چپ از والد اول و قسمت سمت راست از والد ۲ گرفته میشود.

• نحوه: mutation: با توجه به نرخ جهش بیت ها میتوانند Complement شوند.

توضیحات کد :

- **POPULATION_SIZE**: تعداد جمعیت اولیه که شامل تعدادی کروموزوم (حلهای ممکن) است.
- **ELITIST_RATE**: نرخ نخبگی که نشان میدهد چه تعداد از بهترین کروموزومها در هر نسل حفظ میشوند.
- **GENERATIONS**: تعداد نسلهایی که الگوریتم اجرا میشود.
- **MUTATION_RATE**: نرخ جهش که نشان میدهد چه تعداد از کروموزومها در هر نسل تغییرات تصادفی میکنند.
- **FUNC**: تابع چندجملهای که ریشههای آن را میخواهیم پیدا کنیم. در این کد، تابع $x^3 - 7.22x^2 + 15.5x - 186$ است. وقتی می خواهیم توابع مختلف را تست کنیم در این قیمت میگذاریم.
- **model**: یک شیء از کلاس **Root_GA** که الگوریتم ژنتیک را پیادهسازی میکند.
- **model.set_function**: یک متد از کلاس **Root_GA** که تابع مورد نظر، محدودهی جستجو و دقت را تنظیم میکند. در این کد، محدودهی جستجو بین -۹ و ۹ و دقت ۹ رقم اعشار است.

```
POPULATION_SIZE = 100
ELITIST_RATE = 0.2
GENERATIONS = 10
MUTATION_RATE = 0.1
FUNC = lambda x: 186 * (x)**3 - 7.22 * (x)**2 + 15.5 * (x) - 13.2
# 4 * (x)**3 - 5 * (x)**2 + (x) - 1
# (x)**2 - 8 * (x) + 4
# 2 * (x) - 4
model = Root_GA(GENERATIONS, POPULATION_SIZE, ELITIST_RATE, MUTATION_RATE)
model.set_function(FUNC, -9, 9, 9)
```

- تابع **digit_to_gray** یک رقم اعشاری را به لیستی از چهار بیت در کد خاکستری تبدیل می کند. کد خاکستری راهی برای نمایش اعداد است که در هر مرحله فقط یک بیت تغییر می کند. این روش برای جلوگیری از خطاهای جهش در الگوریتم ژنتیک مفید است.

- تابع `to_gray` یک عدد اعشاری را به لیستی از نه بیت در کد خاکستری تبدیل می کند. این تابع ابتدا علامت عدد را به صورت یک بیت ذخیره می کند. سپس با استفاده از تابع `digit_to_gray` قسمت های صحیح و کسری عدد را تبدیل کرده و به لیست اضافه می کند.
- تابع `gray_to_digit` لیستی از چهار بیت در کد خاکستری را به یک رقم اعشاری تبدیل می کند. این تابع برعکس تابع `digit_to_gray` را انجام می دهد.
- تابع `to_float` لیستی از نه بیت در کد خاکستری را به یک عدد اعشاری تبدیل می کند. این تابع برعکس تابع `to_gray` را انجام می دهد. این تابع ابتدا علامت عدد را از بیت اول مشخص می کند. سپس اجزای صحیح و کسری عدد را با استفاده از تابع `gray_to_digit` تبدیل کرده و آنها را به صورت رشته ای به هم متصل می کند. در نهایت رشته را به عدد اعشاری تبدیل می کند.
- کلاس `Root_GA` یک شی از الگوریتم ژنتیک برای یافتن ریشه های یک تابع چند جمله ای ایجاد می کند. این کلاس شامل متغیرها و متدهای زیر است:
- جمعیت متغیر فهرستی از کروموزوم ها (راه حل های ممکن) است که در هر نسل تولید می شود. هر کروموزوم لیستی از نه بیت در کد خاکستری است که یک عدد اعشاری را نشان می دهد.
- متغیر جمعیت `size` تعداد جمعیت اولیه را مشخص می کند. این مقدار به عنوان پارامتر ورودی هنگام ایجاد یک شی از کلاس `Root_GA` داده می شود.
- متغیر `elitist_rate` میزان نخبه گرایی را مشخص می کند. این مقدار نشان می دهد که در هر نسل چه تعداد از بهترین کروموزوم ها حفظ شده و به نسل بعدی منتقل می شوند. این مقدار به عنوان پارامتر ورودی هنگام ایجاد یک شی از کلاس `Root_GA` داده می شود.
- متغیر نسل ها تعداد نسل هایی را که الگوریتم اجرا می کند مشخص می کند. این مقدار به عنوان پارامتر ورودی هنگام ایجاد یک شی از کلاس `Root_GA` داده می شود.
- متغیر `mutation_rate` میزان جهش را مشخص می کند. این مقدار نشان می دهد که چه تعداد از کروموزوم ها به طور تصادفی در هر نسل تغییر می کنند. این مقدار به عنوان پارامتر ورودی هنگام ایجاد یک شی از کلاس `Root_GA` داده می شود.

- متد `set_function` تابع چند جمله ای را تنظیم می کند که می خواهیم ریشه های آن، محدوده جستجو و طول کروموزوم را پیدا کنیم. این متد هنگام ایجاد یک شی از کلاس `Root_GA` فراخوانی می شود. این روش شامل پارامترهای زیر است:

- پارامتر `func` تابع چند جمله ای را به عنوان تابع لامبدا می گیرد. برای مثال، تابع $x^3 - 7.22x^2 + 186x - 13.2$ را می توان به صورت لامبدا `x` نوشت: $186 * x^2 - 7.22 * x^3 + 15.5 * x - 13.2$.

- پارامتر `min_root` حداقل مقدار ممکن را برای ریشه ها مشخص می کند. برای مثال، اگر محدوده جستجو بین -9 و 9 باشد، این پارامتر برابر با -9 است.

- پارامتر `max_root` حداکثر مقدار ممکن را برای ریشه ها مشخص می کند. به عنوان مثال، اگر محدوده جستجو بین -9 و 9 باشد، این پارامتر برابر با 9 است.

- پارامتر `chromosome_length` طول کروموزوم را مشخص می کند. این مقدار برابر با تعداد بیت های کد خاکستری است که یک عدد اعشاری را نشان می دهد. در این کد روی نه ثابت شده است.

- روش `create_chromosome` با تولید یک عدد اعشاری تصادفی بین -9 و 9 و تبدیل آن به کد خاکستری با استفاده از تابع `to_gray`، کروموزوم ایجاد می کند. • متد `create_population` با فراخوانی متد `create_chromosome` برای زمان جمعیت `size` و افزودن کروموزوم ها به جمعیت لیست، جمعیت اولیه را ایجاد می کند. • روش فیتنس ارزش تناسب یک کروموزوم را محاسبه می کند. ارزش تناسب معیاری است که نشان می دهد کروموزوم چقدر به ریشه تابع نزدیک است. مقدار تناسب با تبدیل کروموزوم به عدد اعشاری با استفاده از تابع `to_float`، ارزیابی تابع تابع در آن عدد و گرفتن معکوس قدر مطلق به اضافه یک محاسبه می شود. هر چه مقدار تناسب بیشتر باشد، کروموزوم به ریشه نزدیکتر است.

- روش `ranked_population` فهرست مرتب شده ای از کروموزوم های جمعیت را بر اساس مقادیر تناسب آنها به ترتیب نزولی برمی گرداند. • روش `create_pool` مجموعه ای از کروموزوم ها را ایجاد می کند که برای نسل بعدی انتخاب می شوند. اندازه استخر برابر با اندازه جمعیت است. استخر از دو بخش تشکیل شده است: بخش نخه و بخش باقی مانده. قسمت الیتیست بهترین کروموزوم ها را با توجه به میزان الیتیسیم دارد. قسمت باقیمانده شامل کروموزوم هایی است که به طور تصادفی بر اساس مقادیر تناسب آنها انتخاب می شوند. هر چه ارزش تناسب اندام بالاتر باشد، شانس انتخاب شدن بیشتر است

• روش متقاطع یک کروموزوم فرزند را با ترکیب دو کروموزوم والد ایجاد می کند. کروموزوم فرزند از دو قسمت تشکیل شده است: قسمت اول از کروموزوم والد اول تا نقطه متقاطع تصادفی کپی می شود و قسمت دوم از کروموزوم والد دوم از نقطه متقاطع تا انتها کپی می شود.

• روش جهش یک کروموزوم جهش یافته را با چرخاندن برخی از بیت های کروموزوم به طور تصادفی با توجه به نرخ جهش ایجاد می کند. هر چه میزان جهش بالاتر باشد، احتمال تغییر بیت بیشتر است.

• روش `crossover_pool` با اعمال عملیات متقاطع در مجموعه کروموزوم ها، جمعیت جدیدی ایجاد می کند. اندازه جمعیت جدید برابر با اندازه استخر است. جمعیت جدید از دو بخش تشکیل شده است: بخش نخبه گرا و بخش باقی مانده. قسمت الیتست بهترین کروموزوم ها را با توجه به میزان الیتسم دارد. قسمت باقیمانده شامل کروموزوم های فرزند است که با انتخاب تصادفی دو کروموزوم والد از استخر و اعمال روش متقاطع بر روی آنها ایجاد می شود.

• روش `mutate_pool` یک جمعیت جهش یافته را با اعمال عملیات جهش در مجموعه کروموزوم ها ایجاد می کند. اندازه جمعیت جهش یافته برابر با اندازه استخر است. جمعیت جهش یافته شامل کروموزوم های جهش یافته است که با اعمال روش جهش یافته برای هر کروموزوم موجود در استخر ایجاد می شود.

• روش `set_population` جمعیت را روی یک جمعیت جدید تنظیم می کند. این روش برای به روز رسانی جمعیت پس از هر نسل استفاده می شود.

• روش `next_generation` با اعمال مراحل الگوریتم ژنتیک، نسل بعدی جمعیت را ایجاد می کند. این روش ابتدا جمعیت را بر اساس ارزش تناسب اندام آنها رتبه بندی می کند. سپس با فراخوانی متد `create_pool` مجموعه ای از کروموزوم ها را ایجاد می کند. سپس با فراخوانی متد `crossover_pool` یک جمعیت جدید ایجاد می کند. سپس با فراخوانی متد `mutate_pool` یک جمعیت جهش یافته ایجاد می کند. سپس با فراخوانی متد `set_population`، جمعیت را روی جمعیت جهش یافته تنظیم می کند. این روش بهترین کروموزوم و میانگین ارزش تناسب جمعیت را قبل از ایجاد نسل بعدی برمی گرداند.

• روش اجرا الگوریتم ژنتیک را برای تعداد معینی از نسل ها اجرا می کند. این متد ابتدا جمعیت اولیه را با فراخوانی متد `create_population` ایجاد می کند. سپس فهرستی از بهترین کروموزوم ها و فهرستی از مقادیر متوسط تناسب اندام برای هر نسل ایجاد می کند. سپس بر روی تعداد نسل ها تکرار می شود و روش `next_generation` را برای هر نسل فراخوانی می کند. بهترین کروموزوم و میانگین ارزش تناسب اندام را به لیست های مربوطه اضافه می کند. همچنین گزارش هر نسل را با فراخوانی متد `print_log` چاپ می کند. پس

از آخرین نسل، جمعیت را بر اساس ارزش تناسب اندام آنها رتبه بندی می کند. بهترین کروموزوم و میانگین ارزش تناسب اندام را به لیست های مربوطه اضافه می کند. همچنین با فراخوانی متد `print_log`، لاگ آخرین نسل را چاپ می کند. این روش لیستی از بهترین کروموزوم ها و لیست مقادیر متوسط تناسب اندام را برای همه نسل ها برمی گرداند.

• روش `print_log` گزارش یک نسل را چاپ می کند. این روش تعداد تولید، میانگین ارزش تناسب، بهترین کروموزوم، بهترین ریشه و بهترین ارزش تناسب را به عنوان پارامترهای ورودی می گیرد. آنها را به صورت فرمت شده چاپ می کند. از این روش برای نشان دادن پیشرفت الگوریتم ژنتیک استفاده می شود.

برای معادله اول

در هر نسل مقدار فیتنس بهترین کروموزوم بهترین ریشه را میبینیم در هر معادله نسلی که نزدیک ترین مقدار فیتنس به ۱ را دارد بهترین جواب را باز می گرداند.

برای مثال همانطور که واضح است جواب $X=2$ برمیگردد. برای این معادله

```

▶ Generation: 5
Average Fitness: 0.6192800322680916
Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0]
Best Root: 0.0
Fitness: 0.2
-----
▶ Generation: 6
Average Fitness: 0.5979543973766672
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0]
Best Root: 4.0
Fitness: 0.2
-----
▶ Generation: 7
Average Fitness: 0.6356404641938539
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 1]
Best Root: 2.0
Fitness: 1.0
-----
▶ Generation: 8
Average Fitness: 0.6149773257931161
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1]
Best Root: 5.0
Fitness: 0.14285714285714285
-----
▶ Generation: 9
Average Fitness: 0.5390688379070574
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0]
Best Root: 2.0
Fitness: 1.0
-----
▶ Generation: 10
Average Fitness: 0.7044127482564556
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0]
Best Root: 2.0
Fitness: 1.0
-----
▶ Generation: 0
Average Fitness: 0.14518855543669815
Best Chromosomes: [1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0]
Best Root: -2.0
Fitness: 0.11111111111111111
-----
▶ Generation: 1
Average Fitness: 0.5227213871833061
Best Chromosomes: [1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0]
Best Root: -2.7
Fitness: 0.09615384615384615
-----
▶ Generation: 2
Average Fitness: 0.5607297402572009
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0]
Best Root: 2.0
Fitness: 1.0
-----
▶ Generation: 3
Average Fitness: 0.498537059349659
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0]
Best Root: 3.0
Fitness: 0.3333333333333333
-----
▶ Generation: 4
Average Fitness: 0.45164157840169655
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1]
Best Root: 1.0
Fitness: 0.3333333333333333
-----
▶ Generation: 5
Average Fitness: 0.6192800322680916
Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0]
Best Root: 0.0
Fitness: 0.2
```

معادله دوم

جواب را تایک رقم اعشار به خوبی محاسبه کرده.

```
Os Generation: 0
Average Fitness: 0.09908151911254162
Best Chromosomes: [1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: -7.5
Fitness: 0.008247422680412371
-----
Generation: 1
Average Fitness: 0.33886425972784656
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 2
Average Fitness: 0.39828181628335085
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1]
Best Root: 7.0
Fitness: 0.25
-----
Generation: 3
Average Fitness: 0.42049409927617226
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 0.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 4
Average Fitness: 0.4846235167990068
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 3.5
Fitness: 0.0784313725490196
-----
Generation: 5
Average Fitness: 0.4206390932962209
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Os Generation: 5
Average Fitness: 0.4206390932962209
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 6
Average Fitness: 0.42209778806487636
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 7
Average Fitness: 0.47780310520323355
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 8
Average Fitness: 0.38738687893565443
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 7.5
Fitness: 0.8
-----
Generation: 9
Average Fitness: 0.42600568784016135
Best Chromosomes: [0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0]
Best Root: 7.4
Fitness: 0.6944444444444445
-----
Generation: 10
Average Fitness: 0.46595044773253474
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1]
Best Root: 0.5
Fitness: 0.8
```

معادله سوم

جواب را تایک رقم اعشار به خوبی محاسبه کرده.

```
-----  
Generation: 7  
Average Fitness: 0.42854455679613457  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 1.2  
Fitness: 0.9191176470588233  
-----  
Generation: 8  
Average Fitness: 0.4759259096440266  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1]  
Best Root: 1.0  
Fitness: 0.5  
-----  
Generation: 9  
Average Fitness: 0.44595923263732024  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 2.2  
Fitness: 0.04856254856254854  
-----  
Generation: 10  
Average Fitness: 0.588035213495027  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 1.2  
Fitness: 0.9191176470588233  
-----
```

```
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 1.2  
Fitness: 0.9191176470588233  
-----  
Generation: 2  
Average Fitness: 0.4788013580937632  
Best Chromosomes: [1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1]  
Best Root: -1.1  
Fitness: 0.0690894016857814  
-----  
Generation: 3  
Average Fitness: 0.4260376109984492  
Best Chromosomes: [1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: -1.2  
Fitness: 0.05776340110905731  
-----  
Generation: 4  
Average Fitness: 0.4025778857654215  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1]  
Best Root: 1.5  
Fitness: 0.26666666666666666  
-----  
Generation: 5  
Average Fitness: 0.46739741933408024  
Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 0.2  
Fitness: 0.508130081300813  
-----  
Generation: 6  
Average Fitness: 0.489927160818193  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 2.2  
Fitness: 0.04856254856254854  
-----  
Generation: 7  
Average Fitness: 0.42854455679613457  
Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1]  
Best Root: 1.2  
Fitness: 0.9191176470588233  
-----
```

معادله چهارم

جواب را تایک رقم اعشار به خوبی محاسبه کرده.

<p>-----</p> <p>Generation: 6</p> <p>Average Fitness: 0.10722787011492589</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0]</p> <p>Best Root: 0.7</p> <p>Fitness: 0.016974989051132067</p> <p>-----</p> <p>Generation: 7</p> <p>Average Fitness: 0.10372105908885311</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0, 0]</p> <p>Best Root: 0.7</p> <p>Fitness: 0.016974989051132067</p> <p>-----</p> <p>Generation: 8</p> <p>Average Fitness: 0.11067250685300331</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0]</p> <p>Best Root: 0.8</p> <p>Fitness: 0.011011857568229467</p> <p>-----</p> <p>Generation: 9</p> <p>Average Fitness: 0.12232709643295266</p> <p>Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0]</p> <p>Best Root: 0.3</p> <p>Fitness: 0.19313221831665953</p> <p>-----</p> <p>Generation: 10</p> <p>Average Fitness: 0.14282767409963104</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 0]</p> <p>Best Root: 0.4</p> <p>Fitness: 0.21057951482479773</p> <p>-----</p>	<p>Best Chromosomes: [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1]</p> <p>Best Root: 0.2</p> <p>Fitness: 0.10100193923723337</p> <p>-----</p> <p>Generation: 2</p> <p>Average Fitness: 0.055359477280280345</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0]</p> <p>Best Root: 0.3</p> <p>Fitness: 0.19313221831665953</p> <p>-----</p> <p>Generation: 3</p> <p>Average Fitness: 0.09709193747903543</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0]</p> <p>Best Root: 0.0</p> <p>Fitness: 0.07042253521126761</p> <p>-----</p> <p>Generation: 4</p> <p>Average Fitness: 0.13140570190658354</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0]</p> <p>Best Root: 0.7</p> <p>Fitness: 0.016974989051132067</p> <p>-----</p> <p>Generation: 5</p> <p>Average Fitness: 0.11488619920420762</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0]</p> <p>Best Root: 0.4</p> <p>Fitness: 0.21057951482479773</p> <p>-----</p> <p>Generation: 6</p> <p>Average Fitness: 0.10722787011492589</p> <p>Best Chromosomes: [0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0]</p> <p>Best Root: 0.7</p> <p>Fitness: 0.016974989051132067</p> <p>-----</p>
---	---

سوال ۳

ابتدا مراحل الگوریتم ژنتیک را بررسی می کنیم : (موارد گفته شده را طبق جزوه نوشتم)

۱. ابتدا باید پارامتر های خود را رمزگذاری کنیم

Often encoded as binary strings

- Any finite alphabet can be used •

Typically, population member string is of fixed length

ساختار ژنوم: یک راه ممکن برای نشان دادن یک ژنوم برای این مشکل استفاده از جایگشت اعداد ۱ تا ۳۶ است که با ترتیب پر کردن مربع از چپ به راست و بالا به پایین مطابقت دارد. به عنوان مثال، ژنوم [۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹، ۱۰، ...، ۳۶] نشان دهنده مربع است ۱ 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 :

14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36

۲. مرحله تولید جمعیت

اندازه جمعیت بزرگتر ممکن است تنوع و اکتشاف فضای جستجو را افزایش دهد، اندازه جمعیت: این تعداد ژنوم در هر نسل است مقدار ممکن برای این پارامتر ۱۰۰ است. اما هزینه محاسباتی را نیز افزایش دهد

Reproduction is used to form new population of n individuals Select members of current population Use stochastic process based on fitness

- Start with moderate sized population
- 50-500 is often a good starting place for a GA

۳. ارزیابی برازندگی

1. "Bunching" of fitness values near top of scale, thereby lowering fitness differentials
2. Fitness values often are nearly constant

باید با توجه به سیاست و تابع انتخاب شده ان را ماکس یا صفر کنیم

۴. مرحله , selection

- Reproduction often done by normalizing fitnesses and generating n random numbers between 0 and 1
- Baker's method: Use roulette wheel with n pointers spaced $1/n$ apart; use normalized fitness; spin wheel once.
- Generation gap approach: Replace x percent that have worst fitness values (x is defined as the generation gap) use with large populations
- "Elitist strategy" ensures that individual with highest fitness is copied into next generation (most GAs use this)

نرخ نخبه گرایی: این نسبت بهترین ژنوم ها از نسل فعلی است که بدون هیچ تغییری به نسل بعدی کپی می شود. این تضمین می کند که کیفیت جمعیت در طول زمان کاهش نمی یابد. مقدار ممکن برای این پارامتر ۰,۱ است

• روش انتخاب: این روش انتخاب ژنوم از جمعیت است که برای ایجاد نسل بعدی استفاده می شود. یک روش رایج انتخاب، انتخاب مسابقات است که به صورت تصادفی زیرمجموعه ای از ژنوم ها را از بین جمعیت انتخاب می کند و بهترین را از بین آنها انتخاب می کند. اندازه زیر مجموعه را اندازه مسابقات می گویند. یک مقدار ممکن برای این پارامتر ۲ است

۵. Reproduction

- "Tournament selection" All methods above rely on global population statistics – Could be a bottleneck esp. on parallel machines – Relies on presence of external fitness function which might not exist: e.g. evolving game players
- Informal Procedure: – Pick k members at random then select the best of these – Repeat to select more individuals

۶. Crossover

- Two-point crossover, with $p(c)$ of 60-80% is common
- Often start with relatively high crossover rate, and reduce it during the run

Crossover combines inversion and recombination:

Parent1	(3 5 7 2 1 6 4 8)
Parent2	(2 5 7 6 8 1 3 4)
Child	(5 8 7 2 1 6 3 4)

- (1) Copy a randomly selected portion of Parent1 to Child
- (2) Fill the blanks in Child with those numbers in Parent2 from left to right, as long as there are no duplication in Child.

This operator is called the **Order1 crossover**.

66

نرخ متقاطع بالاتر ممکن است کاوش در فضای نرخ متقاطع: این احتمال به کارگیری روش متقاطع برای یک جفت ژنوم است روش • مقدار ممکن برای این پارامتر ۰٫۸ است جستجو را افزایش دهد، اما همچنین راه حل های خوب موجود را مختل کند یک روش جهش رایج برای ژنوم های جایگشتی، جهش مبادله ای است جهش: این روش اصلاح ژنوم برای تولید ژنوم جدید است به عنوان مثال، اعمال جهش مبادله در ژنوم [۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶] می که موقعیت های دو ژن تصادفی را در ژنوم عوض می کند نرخ جهش بالاتر نرخ جهش: این احتمال به کارگیری روش جهش در ژنوم است • [۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶] تواند فرزندان را تولید کند مقدار ممکن برای ممکن است تنوع و اکتشاف فضای جستجو را افزایش دهد، اما همچنین راه حل های خوب موجود را مختل کند این پارامتر ۰٫۱ است

۷. Mutation

- Stochastically flipping bits often with $p(m) \sim .001$
- If real-valued parameters used, mutation can assign any value in parameters allowed range
- Probability of mutation usually held constant or increased during run • Can increase mutation rate when fitness variability drops below some threshold

Mutation involves swapping two numbers of the list:

		*		*		
Before:	(5 8 7 2 1 6 3 4)					
After:	(5 8 6 2 1 7 3 4)					

نرخ جهش بالاتر ممکن است تنوع و اکتشاف فضای جستجو را نرخ جهش: این احتمال به کارگیری روش جهش در ژنوم است مقدار ممکن برای این پارامتر ۰٫۱ است افزایش دهد، اما همچنین راه حل های خوب موجود را مختل کند

۸. Terminate

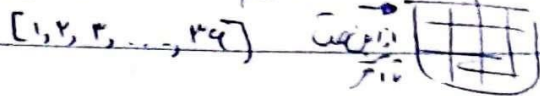
یک شرط پایان متداول این است که حداکثر تعداد شرط پایان: این معیاری است که تعیین می کند چه زمانی الگوریتم متوقف شود یک مقدار ممکن برای این پارامتر ۱۰۰۰ نسل یا مقدار تناسب ۱۲ است نسل یا مقدار تناسب هدف را مشخص کنید

Selecting the Number of Generations .۹

- Often a trial and error process
- Optimum value (if known) a function of the problem
- Multiple runs often done; overall best solution selected
- To achieve the desired results, 500 to 5000 generations are required

برای مقایسه از

از ۳۶ ژنهای مختلف و تعدادی از ژنهای دیگر در یک سلول می‌توانیم یک سازه را بسازیم



ترتیبی داریم:

fitness :

توانایی تولید مثل و بقا، و قابلیت می‌توانیم با تغییراتی برای این سازه بسازیم
یک سازه جدید خوب، که در یک حادثه تولید شود، اما از نوع دیگر می‌توانیم بسازیم

مجموع عددی سازه‌ها $fitness = \frac{1}{\text{مجموع سازه‌ها}}$
تولید سازه‌های جدید از نوع دیگر در سازه‌ها

(سازه‌ها در سازه‌ها از نوع دیگر + سازه‌ها در سازه‌ها) $fitness = 14$
 $fitness$ score هر سازه را می‌توانیم از این سازه‌ها بسازیم
تولید سازه‌های جدید از سازه‌ها و سازه‌ها در سازه‌ها
می‌توانیم این سازه‌ها را از سازه‌ها بسازیم و سازه‌ها در سازه‌ها

و از سازه‌ها

۱) انتخاب: سازه‌ها را از سازه‌ها

۲) Selection: سازه‌ها را از سازه‌ها

۳) Crossover: سازه‌ها را از سازه‌ها
سازه‌ها را از سازه‌ها و سازه‌ها در سازه‌ها

۴) mutation: سازه‌ها را از سازه‌ها
سازه‌ها را از سازه‌ها و سازه‌ها در سازه‌ها

۵) انتخاب: سازه‌ها را از سازه‌ها

۶) سازه‌ها را از سازه‌ها و سازه‌ها در سازه‌ها

برای سازه‌ها

مرحله ۱:

۱- انتخاب والدین (Parent) بر اساس fitness، ۲- جابجایی (Crossover) و تولید نسل جدید

۳- ارزیابی نسل جدید و انتخاب والدین برای نسل بعدی

۴- Crossover می بین دو فرد از نسل جدید انجام می شود - ۵- جابجایی (Mutation) انجام می دهیم

مرحله ۲ - ۵- ارزیابی نسل جدید و انتخاب والدین برای نسل بعدی

در هر مرحله، بهترین راه حل را پیدا می کنیم و آن را به نسل بعدی می دهیم. اگر نتوانیم، به مرحله ۱ برمی گردیم.

۰/۵	[۱, ۲, ..., ۳۵, ۳۶]	گروه اول (۱)
۰/۷	[۳۱, ۳۵, ۲۳, ..., ۷, ۸]	گروه دوم (۲)
۰/۳	[۱۹, ۱۴, ..., ۲۷, ۳۲]	گروه سوم (۳)
۰/۱	[۱۵, ۱۴, ..., ۳۶]	گروه چهارم (۴)

انتخاب والدین ۱ و ۲ بر اساس fitness

Parent 1: ۱, ۲, ۳, ۴, ۵, ۶, ۷, ۸, ..., ۳۶
Parent 2: ۳۱, ۳۵, ۲۳, ۲۲, ۲۱, ..., ۴, ۷, ۸

Child: نسل جدید بر اساس انتخاب والدین

mutation

Child: ۳۱, ۳۵, ۱۷, ۹, ۱۵, ..., ۳۶, ۳۵
۳۱, ۳۵, ۳۹, ۹, ۱۵, ..., ۷, ۳۵

یک رویکرد درون مقاله

عملکرد تناسب امتیاز کل تخلف را به حداقل برسانید: برای هر سطر و ستون، تفاوت بین تعداد اعداد فرد و زوج را بشمارید. مقادیر مطلق این تفاوت ها را اضافه کنید تا امتیاز تخلف را بدست آورید. یک راه حل کامل با شانس و زوج مساوی در هر سطر و ستون نمره ۰ خواهد داشت.

مولفه های: اندازه جمعیت: ۱۰۰ نفر (جایگشت)

نوع انتخاب: انتخاب تورنمنت با $k=2$ انتخاب ۲ نفر به صورت تصادفی، برترین ها را انتخاب کنید)

احتمال متقاطع: ۰,۸

احتمال جهش: ۰,۰۵

نخبه گرایی: ۱۰ درصد از افراد برتر هر نسل را حفظ کنید

معیارهای توقف: حداکثر نسل: ۲۰۰ بدون بهبود در تناسب اندام برای ۵۰ نسل الگوریتم: جمعیت را با جایگشت های تصادفی ۱ تا ۳۶ مقداردهی کنید. تناسب اندام هر فرد را با استفاده از امتیاز تخلف محاسبه کنید. با استفاده از انتخاب مسابقات، دو نفر والدین را انتخاب کنید. انجام متقاطع با احتمال کامپیوتر: به طور تصادفی یک نقطه متقاطع را انتخاب کنید. دم ژنوم والدین را عوض کنید تا دو فرزند ایجاد کنید. هر یک از فرزندان را با احتمال P_m جهش دهید: به طور تصادفی دو عدد را در ژنوم عوض کنید. تناسب اندام فرزندان را ارزیابی کنید. افراد کم تناسب جمعیت را با نسل جدید جایگزین کنید 10. درصد از افراد قوی نسل قبلی (نخبه گرایی) را حفظ کنید. مراحل ۳-۸ را تکرار کنید تا معیارهای توقف برآورده شوند. ژنوم نهایی بهترین فرد نشان دهنده راه حل معمایی مربع زوج و فرد است

chatgpt یک رویکرد دیگر تکمیلی توسط

برای حل این مشکل با استفاده از الگوریتم ژنتیک، باید ساختار ژنوم، تابع تناسب و پارامترها را تعریف کنیم

در اینجا نحوه برخورد ما با آن آمده است: ساختار ژنوم: ما می توانیم یک راه حل بالقوه را به عنوان یک شبکه ۶x6 نشان دهیم که هر عنصر دارای یک عدد منحصر به فرد از ۱ تا ۳۶ است. به عنوان مثال، یک ژنوم می تواند به صورت لیستی از ۳۶ عدد منحصر به فرد نشان داده شود[1]: ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۸، ۹، ۱۰، ۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۵، ۱۶، ۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۱، ۲۲، ۲۳، ۲۴، ۲۵، ۲۶، ۲۷، ۲۸، ۲۹، ۳۰، ۳۱، ۳۲، ۳۳، ۳۴، ۳۵، ۳۶]

عملکرد تناسب اندام: تابع تناسب ارزیابی خواهد کرد که ترتیب خاصی از اعداد تا چه حد شرایط داشتن تعداد مساوی از اعداد فرد و زوج را در هر سطر و ستون برآورده می کند

تابع تناسب اندام را می توانیم به صورت زیر تعریف کنیم: برای هر سطر و ستون، تعداد اعداد زوج و فرد را بشمارید. تفاوت مطلق بین تعداد اعداد فرد و زوج در هر سطر و ستون را محاسبه کنید. تمام تفاوت های مطلق را خلاصه کنید. هر چه مجموع کمتر باشد، تناسب راه حل بهتر است. مولفه های: ما باید پارامترهایی مانند اندازه جمعیت، نرخ جهش، نرخ متقاطع و تعداد نسل ها را تعریف کنیم

در اینجا یک طرح کلی از الگوریتم ژنتیک برای حل این مشکل آورده شده است:

مقداردهی اولیه: یک جمعیت اولیه از راه حل های بالقوه (ژنوم) ایجاد کنید.

ارزیابی سازگاری: تناسب هر ژنوم را با استفاده از تابع تناسب ارزیابی کنید

انتخاب: بر اساس تناسب اندام، ژنوم ها را برای نسل بعدی انتخاب کنید

متقاطع: با ترکیب جفت ژنوم های انتخاب شده، ژنوم های جدید ایجاد کنید

جهش: ایجاد تغییرات تصادفی در برخی از ژنوم ها برای حفظ تنوع ژنتیکی

تکرار: مراحل ۲-۵ را برای تعداد معینی از نسل ها تکرار کنید

با تکرار این مراحل، الگوریتم ژنتیک امیدوار است به سمت راه حلی همگرا شود که محدودیت های داده شده را برآورده کند. به خاطر داشته باشید که جزئیات پیاده سازی و تنظیم دقیق پارامترها به چارچوب الگوریتم ژنتیک خاص یا زبان برنامه نویسی مورد استفاده بستگی دارد.

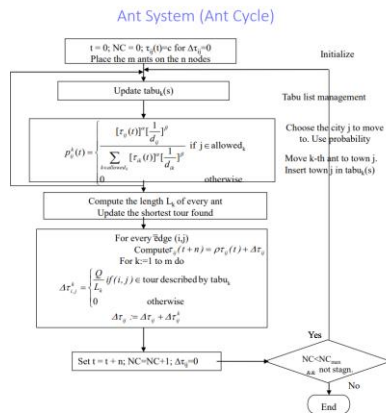
سوال ۴

این سوال را با الگوریتم کلونی مورچگان بررسی می کنیم:

طبق اسلاید

نحوه پیاده سازی الگوریتم:

Algorithm



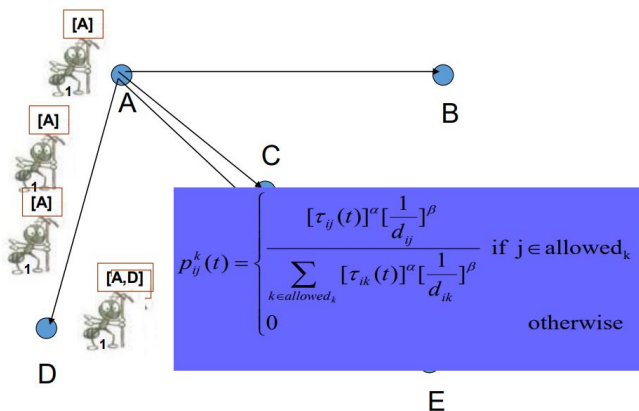
- While (termination not satisfied)
 - create ants
 - Starting point depends on problem constraints
 - Initial pheromone is > 0, but very small
 - Find solutions
 - Pheromone evaporation
 - Daemon activities {optional}

End of First Run

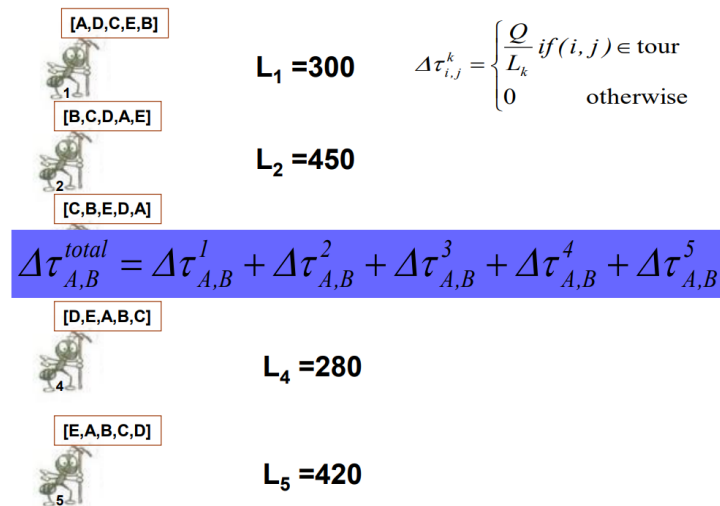
Save Best Tour (Sequence and length)

All ants die

New ants are born



- Ants do not know the global structure of the problem - discover the network
- Limited ability to sense local environment - can only “see” adjacent nodes of immediate neighborhood.
 - Each ant chooses an action based on variable probability
 - random choice
 - pheromone mediated
- Local Updating is used to avoid very strong pheromone edges and hence increase exploration (and hopefully avoid locally optimal solutions).
- The Global Updating function gives the shortest path higher reinforcement by increasing the amount of pheromone on the edges of the shortest path.



نحوه ی انتخاب راه ها که با فرمون رابطه مستقیم دارد

- Find solutions

- Transition probability:

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \left(\frac{1}{d_{ij}}\right)^\beta}{\sum_{j \in \text{allowed nodes}} \tau_{ij}(t)^\alpha \left(\frac{1}{d_{ij}}\right)^\beta}$$

Quantity of pheromone

Heuristic distance

α, β constants

نحوه ی اِپدیت فرمون ها که با نرخ تبخیر و فرمون های موجود در راه ها ارتباط دارد و بعد از یک دوره با توجه به مورچه ها و اطلاعات ان ها از اطلاعات محلی و اِپدیت ان ها بدست می اید:

- Pheromone update

Evaporation rate

Pheromone laid
by each ant that
uses edge (i,j)

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k \in Colony \text{ that used edge } (i,j)} \frac{Q}{L_k}$$

دستی می‌خواهم این کتاب به Ace طریقی که بدان از پیش رو یک شکلی مثل حل مسئله بازی می‌کنه
 و به صورت کتاب می‌نویسم تا بتوانم آن را طریقی که مثل mode ها به حل مسائل می‌کنه
 به یکی که در زمانه تصویر یک راه برای کتاب می‌نویسم

mode و knowledge

- (۱) چون به تصویر داریم به صورت درجه چهارم و البته به شکلی این‌ها می‌پردازیم
 به approach های مختلف که درجه‌های مختلف می‌دان انتخاب کرد /
- (۲) این به صورت چهارم در حل می‌نویسم که به عنوان یکی از روش‌های می‌نویسم
- (۳) به عنوان یک زبان از زبان اول می‌نویسم و در دوم را انتخاب می‌نویسم تا انتخاب راه‌ها از حالت انتخابی
 خارج نشود این یک کتاب است که در حل چهار زبان از زبان اول می‌نویسم که به صورت
 زبان برده‌ای به عنوان یک روش و در سطحی که در کتاب می‌نویسم و آن‌ها به صورتی بهتر می‌نویسم
 / طرح یک روش و در سطحی که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
 و در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
 یعنی حالت یک کتاب است که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
 درجه‌های که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
- نظر این در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
 یک دانش اولیه برای درجه‌های که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم
 به هر حال که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم

درجه‌ها: (۱) درجه چهارم در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم

(۲) درجه انتخاب می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم

(۱) هر که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم که در زبان اول می‌نویسم

۱۲) هر دلیلی که منجر شود به انتخاب در این سیستم می باشد

$S = 2$ نوع هر دلیلی است (یعنی میزان دلیلی که در این سیستم می باشد + دلیلی که در این سیستم می باشد)

$$\text{distance} = \frac{1}{S + B}$$

اینکه انتخاب می شود به این دلیل است که این انتخاب بهترین انتخاب است (یعنی این انتخاب بهترین انتخاب است)

$$P(x) = \frac{\alpha^x \left(\frac{1}{\alpha}\right)^{\beta}}{\sum_{i=1}^{\infty} \alpha^i \left(\frac{1}{\alpha}\right)^{\beta}}$$

نوع

در این سیستم این که این انتخاب بهترین انتخاب است (یعنی این انتخاب بهترین انتخاب است)

$$T_{ij}(x+1) = (1-P)T_{ij}(x) + \frac{Q}{L_k}$$

بهترین جواب را این که این انتخاب بهترین انتخاب است (یعنی این انتخاب بهترین انتخاب است)

این که این انتخاب بهترین انتخاب است (یعنی این انتخاب بهترین انتخاب است)

مثال برای حالت نامعین

۱	۲	۳	۴
۵	۶	۷	۸
۹	۱۰	۱۱	۱۲
۱۳	۱۴	۱۵	۱۶

بصورت $\alpha, \alpha_1, \alpha_2$ (۴ حالت انتخاب شده است) α_1, α_2 (۶ حالت نامعین و ۲ حالت معین)

۱۶ حالت (۱, ۲, ۳, ۴) و (۵, ۶, ۷, ۸) و (۹, ۱۰, ۱۱, ۱۲) و (۱۳, ۱۴, ۱۵, ۱۶)

$\frac{1}{\beta' + \beta} = ۱۶$ حالت نامعین

است که یک الگوریتم الهام گرفته شده از زیستی است که رفتار مورچه های واقعی را Ant Colony Optimization مخفف ACO را می توان با استفاده از مورچه ها برای جستجوی پیکسل ACO. برای یافتن راه حل های بهینه برای مسائل پیچیده تقلید می کند مورچه ها با قرار دادن دنباله های .هایی که به یک الگو یا حالت خاص در تصاویر تعلق دارند، برای تشخیص تصویر اعمال کرد مورچه ها تمایل .فرمون روی پیکسل هایی که بازدید می کنند با یکدیگر ارتباط برقرار می کنند که نشان دهنده کیفیت محلول است دارند پیکسل هایی با غلظت فرمون بالاتر را دنبال کنند، که منجر به یک حلقه بازخورد مثبت می شود که بهترین راه حل ها را هستند، باید اجزای زیر را تعریف کنیم و برای تشخیص تصاویری که در حالت ACO برای استفاده از الگوریتم. تقویت می کند

- 4x به عنوان مثال، یک راه حل برای یک تصویر 4 × 4. تعلق دارد یا خیر 5 آن هر عنصر نشان می دهد که آیا پیکسل مربوطه به حالت ساختار راه حل: یک راه ممکن برای ارائه راه حل برای این مشکل استفاده از یک ماتریس باینری هم اندازه تصویر است که در • می تواند به شکل زیر باشد:

این راه حل به این معنی است که پیکسل ها در ردیف ها و ستون های دوم و سوم بخشی از حالت S هستند، در حالی که بقیه نیستند. • تابع تناسب: یک راه ممکن برای تعریف تابع تناسب برای این مشکل این است که تعداد پیکسل هایی که با حالت S مطابقت دارند را در راه حل شمارش کنیم و تعداد پیکسل هایی را که با حالت S مطابقت ندارند کم کنیم. هرچه ارزش تناسب اندام بالاتر باشد، راه حل بهتر است. به عنوان مثال، مقدار تناسب راه حل بالا $12-6=6$ خواهد بود.

- پارامترهای الگوریتم: برخی از پارامترهایی که باید برای الگوریتم مشخص کنیم عبارتند از:
- تعداد مورچه ها: این تعداد عواملی است که تصویر را کاوش می کنند و راه حل ها را می سازند. تعداد بیشتر مورچه ها ممکن است تنوع و اکتشاف فضای جستجو را افزایش دهد، اما هزینه محاسباتی را نیز افزایش می دهد. مقدار ممکن برای این پارامتر ۱۶ است.
- سطح اولیه فرمون: مقدار فرمونی است که در ابتدای الگوریتم به هر پیکسل اختصاص می یابد. سطح فرمون اولیه بالاتر ممکن است مورچه ها را تشویق کند تا پیکسل های بیشتری را کشف کنند، اما همچنین از تمایز بین پیکسل های خوب و بد می کاهد. مقدار ممکن برای این پارامتر ۰,۱ است.
- نرخ تبخیر فرمون: این کسری از فرمون است که پس از هر تکرار الگوریتم از هر پیکسل از بین می رود. نرخ تبخیر فرمون بالاتر ممکن است از گیر افتادن مورچه ها در بهینه محلی جلوگیری کند، اما اثر بازخورد مثبت را نیز کاهش می دهد. مقدار ممکن برای این پارامتر ۰,۲ است.
- قانون به روز رسانی فرمون: این فرمولی است که تعیین می کند پس از هر تکرار الگوریتم، مورچه ها چه مقدار فرمون به هر پیکسل اضافه می کنند. یک قانون رایج به روز رسانی فرمون این است که مقدار ثابتی از فرمون را به پیکسل هایی که بخشی از بهترین راه حل یافت شده تاکنون هستند، اضافه می کنیم و بقیه را بدون تغییر می گذاریم. مقدار ممکن برای این پارامتر ۰,۵ است.
- قانون حرکت مورچه ها: این فرمولی است که تعیین می کند مورچه ها چگونه پیکسل بعدی را برای بازدید بر اساس پیکسل فعلی و سطوح فرمون انتخاب می کنند. یک قانون متداول حرکت مورچه ها استفاده از یک تابع احتمالی است که پیکسل هایی با غلظت فرمون بالاتر و ارزش تناسب بالاتر را ترجیح می دهد، اما همچنین امکان کاوش در پیکسل های با مقادیر کمتر را فراهم می کند. مقدار ممکن برای این پارامتر ۰,۸ است.
- شرط پایان: این معیاری است که تعیین می کند چه زمانی الگوریتم متوقف شود. یک شرط پایان متداول این است که حداکثر تعداد تکرار یا مقدار تناسب هدف را مشخص کنید. یک مقدار ممکن برای این پارامتر ۱۰۰ تکرار یا مقدار تناسب ۱۶ است.

پارامترهای الگوریتم کلونی مورچگان تنظیم شده و ردهای فرمون مقداردهی اولیه می شوند.

تا زمانی که شرط توقف ارضا نشده باشد:

مرحله اول یا مرحله «تولید جواب های کاندید (Construct Ant Solution)» را شروع کن.

مرحله دوم یا مرحله «جستجوی محلی جواب‌ها (Local Search)» را شروع کن. در این مرحله، از جواب‌های بهینه محلی استفاده می‌شود تا مشخص شود کدام یک از فرومون‌ها باید به روز رسانی شوند. این مرحله اختیاری است و در برخی از پیاده‌سازی‌های انجام شده از الگوریتم کلونی مورچگان وجود ندارد.

مرحله سوم یا مرحله «به روز رسانی فرومون (Pheromone Update)» را انجام بده.

در صورتی که شرط توقف ارضا شده باشد، اجرای الگوریتم را متوقف کن؛ در غیر این صورت، مراحل را مجدداً انجام بده. الگوریتم کلونی مورچگان از دو بخش تشکیل شده است. در بخش اول، مقادیر پارامترهای مسأله تنظیم و متغیرهای جمعیت اولیه مقداردهی می‌شوند. بخش دو شامل یک حلقه تکرار است که سه مرحله الگوریتم کلونی مورچگان را اجرا می‌کند. در هر حلقه از الگوریتم کلونی مورچگان، جواب‌های کاندید توسط تمامی مورچه‌های مصنوعی ساخته می‌شوند. جواب‌های تولید شده، از طریق یک الگوریتم جستجوی محلی بهبود می‌یابند. در مرحله آخر، فرومون‌ها به روز رسانی می‌شوند.

شبه کد الگوریتم کلونی مورچگان در ادامه آمده است.

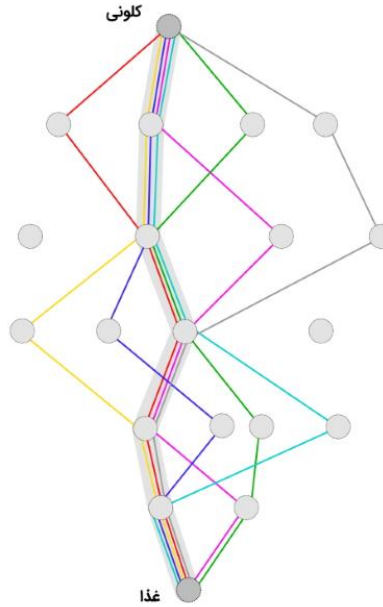
۱. پارامترهای الگوریتم کلونی مورچگان تنظیم شده و ردهای فرومون مقداردهی اولیه می‌شوند.

۲. تا زمانی که شرط توقف ارضا نشده باشد:

- مرحله اول یا مرحله «تولید جواب‌های کاندید (Construct Ant Solution)» را شروع کن.
- مرحله دوم یا مرحله «جستجوی محلی جواب‌ها (Local Search)» را شروع کن. در این مرحله، از جواب‌های بهینه محلی استفاده می‌شود تا مشخص شود کدام یک از فرومون‌ها باید به روز رسانی شوند. این مرحله اختیاری است و در برخی از پیاده‌سازی‌های انجام شده از الگوریتم کلونی مورچگان وجود ندارد.
- مرحله سوم یا مرحله «به روز رسانی فرومون (Pheromone Update)» را انجام بده.

۳. در صورتی که شرط توقف ارضا شده باشد، اجرای الگوریتم را متوقف کن؛ در غیر این صورت، مراحل را مجدداً انجام بده.

الگوریتم کلونی مورچگان از دو بخش تشکیل شده است. در بخش اول، مقادیر پارامترهای مسأله تنظیم و متغیرهای جمعیت اولیه مقداردهی می‌شوند. بخش دو شامل یک حلقه تکرار است که سه مرحله الگوریتم کلونی مورچگان را اجرا می‌کند. در هر حلقه از الگوریتم کلونی مورچگان، جواب‌های کاندید توسط تمامی مورچه‌های مصنوعی ساخته می‌شوند. جواب‌های تولید شده، از طریق یک الگوریتم جستجوی محلی بهبود می‌یابند. در مرحله آخر، فرومون‌ها به روز رسانی می‌شوند.



مرحله اول: «تولید جواب‌های کاندید (Construct Ant Solution)»

فرآیند تولید جواب‌های کاندید را می‌توان به عنوان یک مسیر در گراف ساختاری $G_C = (V, E)$ در نظر گرفت. به عبارت دیگر، منظور از گسترش جواب بهینه، مشخص کردن مسیرهای حرکتی ممکن برای مورچه مصنوعی در گراف ساختار مدل فرومون است. از طریق چنین روشی، مناطق همسایگی جواب کاندید جزئی جستجو می‌شود تا بهترین مسیر در جهت جواب بهینه سراسری مشخص شود. مسیرهای مجاز در گراف G_C ، به طور ضمنی توسط مکانیزم تولید جواب تعریف می‌شوند. مکانیزم تولید جواب، مجموعه همسایگان امکان‌پذیر $N(s^p) \subseteq C$ را نسبت به هر کدام از جواب‌های جزئی و به طور مجزا تعریف می‌کند.

در هر مرحله از تولید جواب‌های کاندید، نحوه انتخاب مؤلفه‌های مجموعه همسایگان امکان‌پذیر برای گسترش جواب کاندید جزئی، به صورت کاملاً احتمالی انجام می‌شود. قوانین لازم برای انتخاب یک مؤلفه از مجموعه همسایگان امکان‌پذیر، در پیاده‌سازی‌های مختلف از الگوریتم کلونی مورچگان، متفاوت از هم هستند. با این حال، شناخته شده‌ترین قانون، مربوط به الگوریتم «سیستم مورچگان» (Ant System) است:

$$p(c_{ij} | s^p) = \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta(c_{ij})^\beta}{\sum_{c_{il} \in N(s^p)} \tau_{il}^\alpha \cdot \eta(c_{il})^\beta}, \quad \forall c_{ij} \in N(s^p)$$

در این رابطه، τ_{ij} مقادیر فرومون متناظر با مؤلفه c_{ij} و $\eta(\cdot)$ تابعی است که در هر مرحله از تولید جواب کاندید، یک مقدار به اصطلاح «اکتشافی» (Heuristic) را به هر [مؤلفه] جواب کاندید $c_{ij} \in N(s^p)$ اختصاص می‌دهد. مقادیر اکتشافی تولید شده توسط تابع $\eta(\cdot)$ ، «اطلاعات اکتشافی» (Heuristic Information) نامیده می‌شوند. همچنین، پارامترهای α و β ، پارامترهایی با مقادیر مثبت هستند که مقدارشان، میزان اهمیت نسبی (وزن) اطلاعات فرومون (مقادیر متغیرهای یک جواب کاندید) و اطلاعات اکتشافی، در تولید مقدار احتمالی رابطه بالا را مشخص می‌کنند. این رابطه، تعمیمی از مدل ریاضی ارائه شده در بخش‌های قبل، برای توصیف رفتار بهینه مورچگان

مرحله دوم: «جستجوی محلی جواب‌ها (Local Search)»

سته به پیاده‌سازی انجام شده از الگوریتم کلونی مورچگان، پس از تولید جواب‌های کاندید و پیش از اینکه فرومون‌ها به روز رسانی شوند، ممکن است فرآیندهای اضافی برای تضمین عملکرد بهینه الگوریتم ضروری باشند. بنابراین، این مرحله، اختیاری است. طبیعت این فرآیندها، ازدحامی است. یعنی توسط فقط یک مورچه مصنوعی قابل انجام نیست. به این دسته از فرآیندها، «عملیات کمکی یا پس‌زمینه (Daemon Actions)» گفته می‌شود.

شایع‌ترین عملیات پس‌زمینه در الگوریتم‌های مبتنی بر الگوریتم کلونی مورچگان، به‌کارگیری جستجوی محلی در جواب‌های کاندید تولید شده است. به‌عنوان نمونه، از جواب بهینه شده محلی برای تصمیم‌گیری در مورد به روز رسانی مقادیر فرومون‌ها استفاده می‌شود.

مرحله سوم: «به روز رسانی فرومون (Pheromone Update)»

هدف مرحله به روز رسانی فرومون، افزایش مقادیر فرومون متناظر با جواب‌های کاندید خوب و بهینه و کاهش مقادیر فرومون متناظر با جواب‌های بد است. چنین کاری، از طریق دو فرآیند عمده انجام می‌شود:

۱. کاهش مقادیر فرومون متناظر با تمامی جواب‌های کاندید از طریق فرآیند «تبخیر فرومون» (Pheromone Evaporation)

۲. افزایش مقادیر فرومون متناظر با جواب‌های کاندید عضو مجموعه «جواب‌های خوب» یا S_{upd}

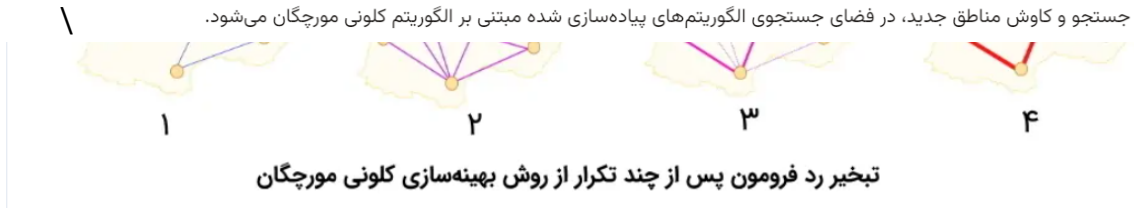
این دو فرآیند از طریق رابطه زیر کنترل می‌شوند. به رابطه زیر، «قانون به روز رسانی فرومون» گفته می‌شود.

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho \sum_{s \in S_{upd} | c_{ij} \in s} F(s)$$

بخش اول این رابطه، فرآیند تبخیر فرومون (کاهش مقدار فرومون تمامی جواب‌های کاندید) را کنترل می‌کند. بخش دوم آن، تنها مقادیر فرومون متناظر با جواب‌های کاندید عضو مجموعه «جواب‌های خوب» یا S_{upd} را افزایش می‌دهد. در این رابطه، S_{upd} مجموعه جواب‌های کاندیدی را شامل می‌شود که برازندگی بالایی دارند؛ یعنی به جواب بهینه سراسری نزدیک‌تر هستند. پارامتر $\rho \in (0, 1]$ ، «نرخ تبخیر» (Evaporation Rate) نام دارد و R_0^+ ، «تابع برازندگی» (Fitness Function) نام دارد.

به بیان ساده، این فرآیند منجر به افزایش مقدار فرومون متناظر با مورچه‌هایی می‌شود که در بهترین مسیرهای موجود به سمت جواب بهینه قرار دارند (به جواب بهینه نزدیک‌ترند) و دارای برازندگی بالاتری (هزینه کمتر یا سود بیشتر) هستند. در نتیجه، مورچه‌های دیگر نیز به این مسیر همگرا می‌شوند.

وجود پارامتر تبخیر فرومون، برای جلوگیری از «همگرایی سریع و نابالغ» (Rapid and Premature Convergence) الگوریتم کلونی مورچگان ضروری است. پارامتر تبخیر، نوعی مکانیزم «فراموشی» (Forgetting) در فرآیند بهینه‌سازی فراهم می‌کند و سبب تاکید بیشتر بر جستجو و کاوش مناطق جدید، در فضای جستجوی الگوریتم‌های پیاده‌سازی شده مبتنی بر الگوریتم کلونی مورچگان می‌شود.



بیشتر تفاوت موجود میان پیاده‌سازی‌های گوناگون انجام شده از الگوریتم کلونی مورچگان، به قانون به روز رسانی فرومون‌ها و نحوه مشخص کردن جواب‌های کاندید عضو مجموعه «جواب‌های خوب» یا S_{upd} مرتبط است. یکی از مهم‌ترین بخش‌های مرحله به روز رسانی فرومون‌ها، انتخاب اعضای مجموعه «جواب‌های خوب» S_{upd} است.

در بیشتر الگوریتم‌های تکاملی مبتنی بر الگوریتم کلونی مورچگان، S_{upd} زیرمجموعه‌ای از $\{s_{bs}\} \cup S_{iter}$ تعریف می‌شود. در این رابطه، S_{iter} مجموعه جواب‌های کاندید تولید شده در تکرار کنونی است، و s_{bs} مجموعه بهترین جواب‌های کاندید پیدا شده از اولین تکرار الگوریتم تاکنون است.

ه عنوان نمونه، در قانون به روز رسانی فرومون الگوریتم سیستم مورچگان، مجموعه جواب‌های کاندید عضو مجموعه «جواب‌های خوب» S_{upd} از طریق رابطه $S_{upd} \leftarrow S_{iter}$ مشخص می‌شوند.

در صورتی که در قانون به روز رسانی فرومون‌ها، تاکید بیشتری روی استفاده از جواب‌های خوب هر نسل برای به روز رسانی باشد، سرعت دستیابی به جواب‌های خوب بهینه افزایش می‌یابد. با این حال، احتمال همگرایی نابالغ افزایش پیدا می‌کند. معمولاً توصیه می‌شود که در هنگام پیاده‌سازی قانون به روز رسانی فرومون، مکانیزم‌هایی طراحی شوند تا از همگرایی سریع و نابالغ الگوریتم جلوگیری شود.