

# Алгоритмын шинжилгээ ба зохиомж

## Бие даалтын ажил 2

### (F.CS301)

B210900007 Н.Тэмүүлэн

2024/11/12

#### Агуулга

1	Divide-and-Conquer	1
1.1	Үндсэн зарчим . . . . .	1
1.2	Жишээ бодлого . . . . .	1
2	Dynamic Programming	1
2.1	Гол санаа . . . . .	2
2.2	Жишээ бодлого . . . . .	2
3	Greedy Algorithms	2
3.1	Greedy алгоритмын ажиллах үндсэн зарчим . . . . .	3
3.2	Жишээ бодлого . . . . .	3
4	Харьцуулалт	4
4.1	Recursion vs Divide-and-Conquer . . . . .	4
4.2	Divide-and-Conquer vs Dynamic Programming . . . . .	4
4.3	Dynamic Programming vs Greedy . . . . .	5
5	Ашигласан эх сурвалжууд	6

# 1 Divide-and-Conquer

Divide-and-Conquer арга нь асуудлыг дэд асуудлуудад хуваан шийдвэрлэхэд чиглэгддэг. [1]

## 1.1 Үндсэн зарчим

Divide-and-Conquer арга нь асуудлыг дараах гурван үе шаттайгаар шийдвэрлэдэг:

1. **Divide:** Асуудлыг дэд асуудлууд болгон хуваах.
2. **Conquer:** Дэд асуудлуудыг тус бүрд нь шийдвэрлэх.
3. **Combine:** Шийдлүүдийг нэгтгэн анхны асуудлын хариуг гаргах.

Давуу талууд:

- Том массив дээр ажиллахад тохиромжтой, логарифмын түвшний хуваалт хийдэг тул хурдан. Рекурсив ашигладаг тул ойлгоход хялбар, код бичихэд богино.

Сул талууд:

- Рекурсив дуудлага олон байвал санах ой их шаарддаг. Өргөтгөл хийхэд их хэмжээний давталт шаардлагатай байж магадгүй.

## 1.2 Жишээ бодлого

Массивын элементүүдийн нийлбэрийг олох

```
def sum_divide_and_conquer(arr, left, right):  
    if left == right:  
        return arr[left]  
    mid = (left + right) // 2  
    left_sum = sum_divide_and_conquer(arr, left, mid)  
    right_sum = sum_divide_and_conquer(arr, mid + 1, right)  
    return left_sum + right_sum  
  
arr = [1, 3, 5, 7, 9]  
print(sum_divide_and_conquer(arr, 0, len(arr) - 1)) # 25
```

# 2 Dynamic Programming

Dynamic Programming нь асуудлыг давхардсан тооцооллыг багасгах замаар шийдвэрлэдэг.

## 2.1 Гол санаа

1. Том асуудлыг жижиг дэд асуудлууд руу хуваах.
2. Дэд асуудлуудын шийдлүүдийг хадгалж, дахин ашиглах (**Memoization** буюу хадгалалт эсвэл **Tabulation** буюу хүснэгтчлэл).

### Dynamic Programming-ийн давуу талууд

- Өмнөх үр дүнгүүдийг хадгалахын тулд дахин тооцоолох шаардлагагүй, ингэснээр цаг хугацаа хэмнэгдэнэ. DP нь зөв шийдлийг олох бөгөөд том асуудалд хүрэхэд ашигтай байдаг.

### Dynamic Programming-ийн сул талууд

- Том массивуудыг хадгалж ашиглах шаардлагатай тул их хэмжээний санах ой шаардлагатай байж болно. Зарим үед DP алгоритмыг зөв гаргаж хэрэгжүүлэх нь төвөгтэй байж болно.

## 2.2 Жишээ бодлого

Массив дахь хамгийн их утгатай залгаа дэд массивын нийлбэрийг олох

```
def max_subarray_sum(arr):  
    n = len(arr)  
    max_ending_here = max_so_far = arr[0]  
  
    for i in range(1, n):  
        max_ending_here = max(arr[i], max_ending_here + arr[i])  
        max_so_far = max(max_so_far, max_ending_here)  
  
    return max_so_far  
  
arr = [-2, 1, -3, 4, -1, 2, 1, -5, 4]  
print(max_subarray_sum(arr))
```

## 3 Greedy Algorithms

Greedy алгоритм нь асуудлыг шийдвэрлэхдээ тухайн мөчид хамгийн их ашигтай шийдлийг сонгодог.

### 3.1 Greedy алгоритмын ажиллах үндсэн зарчим

Greedy алгоритм дараах үндсэн үе шатуудаас бүрддэг:

1. Сонголтын зарчим (Greedy Choice Property):

- Тухайн үеийн хамгийн ашигтай шийдлийг сонгож, үүнийгээ оновчтой шийдлийн нэг хэсэг гэж үздэг.
- Энэ алхам нь бүхэл асуудлыг оновчтой шийдэхэд хүргэх баталгаа байх ёстой.

2. Дэд бүтэцтэй харилцан хамаарал (Optimal Substructure):

- Асуудлын оновчтой шийдлийг олохын тулд дэд асуудлуудыг шийдвэрлэх шаардлагатай.
- Дэд асуудлуудын шийдэл нийлээд бүхэл асуудлын зөв шийдэл үүсгэх ёстой.

Давуу талууд:

- Алгоритмын цагийн нарийн төвөг багатай байж болно. Ихэвчлэн  $O(n \log n)$  эсвэл  $O(n)$  байх нь элбэг. Энгийн асуудлуудад амархан шийдэл өгдөг.

Сул талууд:

- Greedy алгоритм зөвхөн тухайн мөчид хамгийн сайн шийдлийг сонгодог тул үргэлж хамгийн оновчтой (optimal) шийдэлд хүрэхгүй. Зөвхөн **Greedy Choice Property** ба **Optimal Substructure** шинж чанартай асуудлуудад хэрэгжих боломжтой.

### 3.2 Жишээ бодлого

Интервалуудын хамгийн их тооны ажлыг сонгох

```
def interval_scheduling(intervals):
    intervals.sort(key=lambda x: x[1])
    count = 0
    last_end_time = 0

    for start, end in intervals:
        if start >= last_end_time:
            count += 1
            last_end_time = end

    return count

intervals = [(1, 3), (2, 5), (3, 9), (6, 8), (8, 10)]
print(interval_scheduling(intervals))
```

## 4 Харьцуулалт

### 4.1 Recursion vs Divide-and-Conquer

**Жишээ бодлого:** Хоёр тооны хамгийн их ерөнхий хуваагч (GCD) олох.

```
# Recursion
def gcd_recursive(a, b):
    if b == 0:
        return a
    return gcd_recursive(b, a % b)

# Divide-and-Conquer
def gcd_divide_and_conquer(a, b):
    while b != 0:
        if a > b:
            a -= b
        else:
            b -= a
    return a

a, b = 48, 18
print(gcd_recursive(a, b))          # 6
print(gcd_divide_and_conquer(a, b)) # 6
```

**Үр дүн харьцуулалт:** Recursion нь GCD-г олоход өгөгдсөн хоёр тоог үлдэгдлийн аргаар хуваах рекурсив аргыг ашигладаг бол Divide-and-Conquer нь хоёр тооноос томыг нь багасгах замаар илүү ойлгомжтой аргыг хэрэглэдэг.

**Дүгнэлт:** Аль аль нь GCD-г зөв олох боловч Recursion нь илүү хурдан, математик үндэслэлтэй.

### 4.2 Divide-and-Conquer vs Dynamic Programming

**Жишээ бодлого:** Массивын хамгийн урт өсөлттэй дарааллыг (Longest Increasing Subsequence) олох.

```
# Divide-and-Conquer
def lis_divide_and_conquer(arr):
    def helper(index, prev):
        if index == len(arr):
            return 0
        taken = 0
        if arr[index] > prev:
            taken = 1 + helper(index + 1, arr[index])
        not_taken = helper(index + 1, prev)
        return max(taken, not_taken)

    return helper(0, float('-inf'))
```

```

# Dynamic Programming
def lis_dynamic_programming(arr):
    n = len(arr)
    dp = [1] * n
    for i in range(1, n):
        for j in range(i):
            if arr[i] > arr[j]:
                dp[i] = max(dp[i], dp[j] + 1)
    return max(dp)

arr = [10, 22, 9, 33, 21, 50, 41, 60]
print(lis_divide_and_conquer(arr))      # 5
print(lis_dynamic_programming(arr))    # 5

```

**Үр дүн харьцуулалт:** Divide-and-Conquer нь бүх боломжийг рекурсив байдлаар шалгадаг тул том массив дээр цаг их шаарддаг. Dynamic Programming нь өмнөх үр дүнг хадгалан ашиглаж, хамаарал бүхий бодлогуудыг хурдан шийддэг.

**Дүгнэлт:** Longest Increasing Subsequence зэрэг бодлогуудад Dynamic Programming үр дүнтэй.

### 4.3 Dynamic Programming vs Greedy

**Жишээ бодлого:** Хамгийн их үр ашигтай ажиллах хугацааг сонгох (Activity Selection Problem).

```

# Dynamic Programming
def activity_selection_dp(activities):
    n = len(activities)
    activities.sort(key=lambda x: x[1])
    dp = [0] * n
    dp[0] = 1

    for i in range(1, n):
        for j in range(i):
            if activities[j][1] <= activities[i][0]:
                dp[i] = max(dp[i], dp[j] + 1)

    return max(dp)

# Greedy Algorithm
def activity_selection_greedy(activities):
    activities.sort(key=lambda x: x[1])
    count, last_end_time = 0, 0

    for start, end in activities:
        if start >= last_end_time:
            count += 1
            last_end_time = end

```

```
    return count

activities = [(1, 3), (2, 5), (0, 6), (5, 7), (8, 9), (5, 9)]
print(activity_selection_dp(activities))      # 4
print(activity_selection_greedy(activities))  # 4
```

**Үр дүн харьцуулалт:** Dynamic Programming нь бүх боломжит сонголтыг шалгадаг тул үр ашигтай хэдий ч илүү нарийн алгоритм шаарддаг. Greedy Algorithm нь тухайн үеийн хамгийн оновчтой сонголтыг хийх тул хурдан бөгөөд энгийн. [2]

**Дүгнэлт:** Activity Selection зэрэг асуудлуудад Greedy алгоритм хурдан бөгөөд үр дүнтэй.

## 5 Ашигласан эх сурвалжууд

### Ашигласан ном

- [1] Ronald L. Rivest Clifford Stein Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson. *Introduction to Algorithms*. MIT Press, 4rd edition, 2022.
- [2] Монгол бичгийн зөв бичлэгийн зөвлөмж. Зөв бичих зөвлөмж, 2024. URL <https://zuv.bichig.dev>.