מעבדה 3 בבינה מלאכותית

נושא:

Multi-Dimentional 0-1 Knapsack

רלקסציה של תכנות לינארי

מגישים:

1. יובל אלפסי, 318401015
2. אילן גודיק, 316315332

מנחה:

מר שי בושינסקי



תאריך הגשה:

22 לאפריל 2016

**תוכן עיניינים**

חלק א: Branch & Bound

שאלה 1 – עמוד ­­\_ – דיווח זמן ריצה

שאלה 2 – עמוד \_ – שיטות בחירה ושיטות שרידות

שאלה 3 – עמוד \_ – פונקציית מרחק בין גנים

שאלה 4 – עמוד \_ – אבחון מינימום מקומי

שאלה 5 – עמוד \_ – היחלצות ממינימום מקומי

שאלה 6 – עמוד \_ – בחינת ההשפעה על האלגוריתם הגנטי

שאלה 7 – עמוד \_ – חזית פרטו אופטימל

חלק ב: Genetic MD-Knapsack

חלק ג': ניתוחים וסטטיסטיקה

**Multi-Dimentional 0-1 Knapsack**

עלינו לפתור את בעיית השק הרב מימדית.

נתונים מספר שקים ומספר מוצרים. לכל שק ישנה קיבולת ולכל מוצר יש את ערכו ואת משקלו בכל שק. עבור כל עצם עלינו להחליט האם ניקח אותו או לא. אם ניקח אותו – הוא יתפוס מקום בכל השקים, בהתאם למשקלו בכל שק. עלינו למקסם את סכום ערכי המוצרים שלקחנו בעוד שלא חרגנו מקיבולות כל השקים.

הפיתרון הטריוויאלי לבעיה – ניסיון כל האופציות האפשריות לבחירה. סיבוכיות זמן – אקספוננציאלית.

מדובר בבעייה NP קשה.

במעבדה זו נסקור מספר גישות לפתרון הבעייה ונציע רעיונות נוספים לפתרונה.

**1. פתרון הבעיה בעזרת Branch & Bound**

אפשר למדל את הבעייה כמרחב חיפוש עם בחירות בינאריות בכל שלב – האם לקחת את החפץ או לא.

מעל מרחב זה אפשר להפעיל שיטות חיפוש, בנוסף לPruning של תתי עצים.

מימשנו את אלגוריתם הBranch & Bound בשפה F#, ופירוט נוסף יבוא בהמשך.

**2. פתרון הבעיה בעזרת אלגוריתם גנטי**

אפשר למדל את הבעיה כחיפוש מחרוזת בינארית הממקסמת ערך Fitness – הערך הכולל של החפצים שנבחרו.

אנחנו הוספנו את בעייה זו לGenetic Framework שבנינו במהלך שתי המעבדות הקודמות, בScala + Java.

**Branch and Bound for MD-Knapsack**

השתמשנו באלגוריתם בגישת הBranch and Bound לפתרון בעיית הMD-Knapsack כפי שהוצג במעבדה עם שי.

אלגוריתם זה הוא אלגוריתם חיפוש במרחב מצבים בצורת עץ, אך בנוסף לשיטת חיפוש רגילה על העץ, אנחנו שומרים על הפתרון הטוב ביותר שהגענו אליו עד כה, נותנים חסם עליון לכל תת עץ שעוברים עליו, ואם חסם עליון זה קטן מערכו של פתרון שהגענו אליו כבר, נקטום את תת עץ זה, ולא נחפש שם.

**לשם גיזום מוקדם יותר**, אנחנו מחשבים את הערך גם של צמתים פנימיים ללא החפצים שעוד לא בחרנו אם לקחת או לא, ומחשיבים אותם כפתרונות אפשריים.

member x.ShouldPrune (bestPrice : int, prunning : Solution -> int) : bool =

prunning x < bestPrice

**מבנה מרחב החיפוש:**

כל צומת פנימי בעץ מייצג פתרון חלקי לבעיה – אילו חפצים לקחנו ואילו לא.

ברמה ה בעץ, נבחר האם לקחת את החפץ ה או לא – שמאלה מייצג לקחת, וימין מייצג לא לקחת.

**ייצוג הבעייה:**

type Knapsack(capacity : int)

type Item(price : int, constraints : Dictionary<Knapsack, int>)

// Weight in each sack

type KnapsackProblem(name : string, items : Item array,

knapsacks : Knapsack array, optimal : int)

type Solution(itemsTaken : BitArray, prob : KnapsackProblem, openBits : int)

**בדיקת תקינות פתרון:** האם משקלי כל החפצים אינם חורגים מקיבולות כל השקים.

member x.IsValid =

knapsacks |> Array.forall (

fun knapsack ->

let mutable sumOfConstraints = 0

for i = 0 to items.Length - 1 do

if itemsTaken.[i] then

sumOfConstraints <- sumOfConstraints + items.[i].ConstraintOf knapsack

sumOfConstraints < knapsack.Capacity)

**היוריסטיקות לחסמים עליונים:**

1. **שק לא חסום**

עבור צומת פנימי בעץ ברמה ה – החלטנו עד כה אילו מ האיברים הראשונים לוקחים ואילו לא, ועבור שאר האיברים, שעוד לא החלטנו עבורם, היוריסטיקה זו מניחה שקיבולת השק אינסופית, ולכן החסם העליון יהיה הערך שמתקבל אם כן ניקח את כל שאר האיברים שעוד לא החלטנו לגביהם, בנוסף לאיברים שכבר לקחנו.

אם חסם עליון זה נמוך מתוצאה שכבר קיבלנו, נקטום את תת העץ.

let unboundedKnapsackUpperBound (sol : Solution) =

let mutable restPotentialPrice = 0

for i = sol.OpenBits to sol.Prob.Items.Length - 1 do

restPotentialPrice <- restPotentialPrice + sol.Prob.Items.[i].Price

sol.Price + restPotentialPrice

1. **שק חסום עם מילוי שברי**

חסם זה הוא חסם עליון יותר הדוק מאשר "שק לא חסום", והוא פועל באופן הבא:

לכל שק, נמיין את כל החפצים ע"י ה'צפיפות' שלהם:

נבחר את כל החפצים לפי סדר הצפיפות שלהם, כל עוד יש עוד מקום בשק,

ועבור החפץ האחרון, שלא נכנס לשק, ההיוריסטיקה תבחר "חלק שברי" ממנו:

זהו חסם עליון, מכיוון שתמיד כדאי יותר לקחת את החפצים שיש להם צפיפות גבוהה יותר, אם לא הייתה לנו המגבלה של בחירת חפצים שלמים.

בנוסף, כאשר יש לנו פתרון עם התאמה מדוייקת של חפצים שלמים, היוריסטיקה זו מהווה גם חסם תחתון לבעיה.

אפוא, כל שק ניתן למלא עד למחיר מקסימאלי כלשהו, כל מחיר כזה מהווה חסם עליון. ניקח את חסם עליון מינימאלי, מכיוון שאם לא ניתן להשיג ערך טוב ממה שהשגנו עד כה בגלל אחד השקים, לא ניתן יהיה להשיג אותו בפרט עם יותר מגבלות, של שאר השקים.

let upperBoundFractional (sol : Solution) : int =

sol.Prob.Knapsacks

|> Seq.ofArray

|> Seq.map (fun k -> fractionedFilledKnapsack sol k)

|> Seq.min

**קוד למציאת חלק שברי**

let fractionedFilledKnapsack (sol : Solution) (knapsack : Knapsack) : int =

let openedBits = sol.OpenBits

let items = sol.Prob.Items

|> Array.skip openedBits

|> Array.sortBy (fun item ->

(float32 <| item.ConstraintOf knapsack) / (float32 item.Price))

// Descending order of density.

let length = items.Length

let mutable index = 0

let mutable filled = 0

let mutable totalPrice = 0

for i = 0 to openedBits - 1 do

if sol.ItemsTaken.[i] then

filled <- filled + sol.Prob.Items.[i].ConstraintOf knapsack

while index < length && filled < knapsack.Capacity do

let constr = items.[index].ConstraintOf knapsack

// Fractional Part

if filled + constr > knapsack.Capacity then

let price = float32 <| items.[index].Price

let rest = float32 <| knapsack.Capacity - filled

let percent = rest / (float32 constr)

totalPrice <- totalPrice + int32 (percent \* price)

index <- length

// Whole Part

else

filled <- filled + constr

totalPrice <- totalPrice + items.[index].Price

index <- index + 1

sol.Price + totalPrice

**שיטות חיפוש על העץ**

1. **DFS – חיפוש לעומק**

ישנה עדיפות להתקדם קודם לכיוון ה"לקחת מוצר" מאשר לכיוון ה"לא לקחת מוצר".

מימשנו בעזרת מחסנית, על מנת להימנע ממחסנית הקריאה לפונקציות, לשם שיפור ביצועים – הכנסת רק הדברים הרלוונטיים למחסנית.

let dfs upperBoundFunc (endTime : DateTime) (prob : KnapsackProblem) :

Solution \* DateTime option =

let startingSolution = Solution.Empty prob

let mutable bestSolution = startingSolution

let mutable maybeFindingTime : DateTime option = None

let solutionsToBranch = new Stack<Solution>()

solutionsToBranch.Push (startingSolution)

while DateTime.Now < endTime && solutionsToBranch.Count > 0 do

let sol = solutionsToBranch.Pop()

let openedBits = sol.OpenBits

let nextIndex = sol.OpenBits

if sol.Price > bestSolution.Price then

bestSolution <- sol

if bestSolution.Price = sol.Prob.Optimal then

maybeFindingTime <- Some(DateTime.Now)

if openedBits < sol.Prob.Items.Length then

let with1, with0 = sol.Branch

if with0.IsValid && not <|

with0.ShouldPrune (bestSolution.Price, upperBoundFunc)

then solutionsToBranch.Push with0

if with1.IsValid && not <|

with1.ShouldPrune (bestSolution.Price, upperBoundFunc)

then solutionsToBranch.Push with1

(bestSolution, maybeFindingTime)

1. **BFS - חיפוש Best First Search**

נתחזק תור עדיפויות ממנו נפתח בכל שלב את הצומת בעל הFractional Upper Bound הטוב ביותר, ונכניס את ילדיו. גם כאן נגזום צמתים שערכם נמוך מהערך הטוב ביותר עד כה.

מכיוון שככל הנראה לא נגיע לעלים בדרך זו, אך צריך בכל מקרה לתת פתרונות טובים בשביל חסמים עליונים. לכן אנו רצים מכל צומת שפותחים עד לעלה, באופן חמדני, ואת צומת זה נבחן – האם הוא הטוב ביותר עד כה. שיטה זו נתנה שיפור משמעותי על גבי DFS פשוט.

השתמשנו בערימה בינארית לצורך תור העדיפויות. השווינו ביצועים בין ערימה בינארית, ערימה בינומית וערימת פיבונאצ'י. ערימה בינארית הייתה הכי מהירה גם במקרים גדולים.

let bestFirst upperBoundFunc (endTime : DateTime) (prob : KnapsackProblem) :

Solution \* DateTime option =

let priority s = 1.0 / (float <| partialDensity s)

let startingSolution = Solution.Empty prob

let mutable bestSolution = startingSolution

let mutable maybeFindingTime : DateTime option = None

let solutionsToBranch = new Priority\_Queue.BinaryHeap<Solution>()

solutionsToBranch.Enqueue(startingSolution, priority startingSolution)

while DateTime.Now < endTime && solutionsToBranch.Count > 0 do

let sol = solutionsToBranch.Dequeue()

let openedBits = sol.OpenBits

let nextIndex = openedBits

let greedyLeaf = runToLeaf bestSolution.Price upperBoundFunc sol

if greedyLeaf.Price > bestSolution.Price then

bestSolution <- greedyLeaf

if bestSolution.Price = greedyLeaf.Prob.Optimal then

maybeFindingTime <- Some(DateTime.Now)

if openedBits < sol.Prob.Items.Length then

let with1, with0 = sol.Branch

if with0.IsValid && not <|

with0.ShouldPrune (bestSolution.Price, upperBoundFunc)

then solutionsToBranch.Enqueue(with0, priority with0)

if with1.IsValid && not <|

with1.ShouldPrune (bestSolution.Price, upperBoundFunc)

then solutionsToBranch.Enqueue(with1, priority with1)

(bestSolution, maybeFindingTime)

let rec runToLeaf (bestPrice : int) (upperBoundFunc) (sol : Solution) : Solution =

if sol.OpenBits = sol.Prob.Items.Length then

sol

else

let with1, with0 = sol.Branch

[with0; with1]

|> List.where (fun i -> i.IsValid)

|> List.where (fun i -> not (i.ShouldPrune(bestPrice, upperBoundFunc)))

|> List.sortByDescending partialDensity

|> List.tryHead

|> fun x -> match x with

| None -> sol

| Some a -> runToLeaf bestPrice upperBoundFunc a

**מיון החפצים:**

נמיין את החפצים ע"פ היוריסטיקה, וכך קודם נחפש בתתי העצים של החפצים עם ההיוריסטיקה הטובה יותר, ונקבל גיזומים טובים יותר.

חשבנו רבות על היוריסטיקת מיון. כמובן שיש לקחת בחשבון את יחס המחיר למשקל מבין כל השקים עבור כל מוצר, אך ישנה בעיה של רב מימדיות. כל מוצר משפיע רבות על שאר המוצרים. אם יש הרבה מוצרים שתופסים מקום משק אזי כדאי לקחת יותר מוצרים שתופסים קצת מהשק הזה.

היוריסטיקת המיון שלנו היא

כך, אם הערך של המוצר גבוה יותר, והמשקל הסגולי (הצפיפות) הממוצעת שלו גבוהה יותר, ההיוריסטיקה תהיה גבוהה יותר ונבחר אותו מוקדם יותר במיון ובעץ החיפוש.

let runSorted alg upperBoundFunc (problem : KnapsackProblem) =

let itemHeuristicValue (item : Item) =

let avgConstraint =

problem.Knapsacks |> Array.averageBy (fun k ->

let cons = double <| item.ConstraintOf k

let capacity = double <| k.Capacity

cons / capacity)

(double item.Price) / avgConstraint

let sortedItems = problem.Items |> Array.sortByDescending (itemHeuristicValue)

let newProblem = KnapsackProblem(problem.Name, sortedItems,

problem.Knapsacks, problem.Optimal)

runAlg alg upperBoundFunc newProblem

המיון משפר בהרבה מאוד גם את הDFS וגם את הBFS.

ללא המיון האלגוריתם היה מוצא בערך 50% מהפתרון האופטימלי, ועם מיון אנחנו מוצאים 100% מהפתרון האופטימלי בבעיית הSENTO1 בשנייה אחת.

**Branch & Bound Analysis**

**השוואה בין DFS וBFS (המורכב לרוחב)**

BFS יותר טוב מDFS רק כאשר אנו לא משתמשים בSorting, ובמקרים אלה, BFS ללא Sorting מגיע לתוצאות טובות מאוד, קצת פחות מאשר DFS/BFS עם Sorting.

**השוואה בין Unbounded וFractional Upper Bound:**

ישנו שיפור משמעותי מאוד באופן בלתי תלוי בשאר הקונפיגורציות.

בDFS Unsorted, השיפור בא לידי ביטוי בקפיצה מ9 בעיות שמגיעים אליהם לאופטימום אל 24 בעיות שמגיעים אליהם לאופטימום.

כמו כן בDFS Sorted, השיפור בא לידי ביטוי בקפיצה מ26 בעיות שמגיעים אליהם לאופטימום אל 34 בעיות שמגיעים אליהם לאופטימום.

**השוואה בין Unsorted וSorted:**

ישנו שיפור מאוד משמעותי, באופן בלתי תלוי בשאר הקונפיגורציות.

בDFS Unbounded ישנה קפיצה מ9 ל26, ובDFS Fractional יש קפיצה מ24 ל34.

בBFS Unbounded ישנה קפיצה מ10 ל35 ובBFS Fractional ישנה קפיצה מ15 ל35.

**סיכום תוצאות הניסויים עבור שניית ריצה אחת:**

DFS Unsorted Unbounded:

* 100% מהאופטימלי: 9/55
* >90% מהאופטימלי: 27/55
* המינימום הוא 55% עבור PET7.

DFS Unsorted Fractional:

* 100% מהאופטימלי: 24/55
* >90% מהאופטימלי: 42/55
* רק 3 בעיות <80% מהאופטימלי, מינימום 64%: SENTO1, SENTO2, PET7

BFS Unsorted Unbounded:

* 100% מהאופטימלי: 10/55
* כל השאר מתפלגים אחיד עד ל50%

BFS Unsorted Fractional:

* 100% מהאופטימלי: 15/55
* כל השאר מתפלגים אחיד עד ל50%

**הערה:**

אם ניתן שנייה וחצי לBFS Unsorted, התוצאות יהיו כמעט כמו של הSorted בDFS וBFS, 34 בעיות עבורם מצאנו פתרון אופטימלי.

DFS Sorted Unbounded:

* 100% מהאופטימלי: 26/55
* כל השאר מעל 95%

DFS Sorted Fractional:

* 100% מהאופטימלי: 34/55
* כל השאר מעל 99%

BFS Sorted Unbounded:

* 100% מהאופטימלי: 35/55
* מעל 98%: 51/55
* כל השאר מעל 90%

BFS Sorted Fractional:

אותו הדבר כמו BFS Sorted Unbounded.

**פתרון Multi-Dimensional Knapsack בעזרת המנוע הגנטי**

**ייצוג הבעייה:** BitSet

לשם ייצוג פתרון לבעייה, מימשנו BitSet המייצג את החפצים שנבחרו.

כל הפעולות הגנטיות מבוצעות על BitSet זה.

הBitSet מיוצג ע"י מערך של Longים באורך 64 ביטים כל אחד.

**Mating:** One Point Crossover

מימשנו זאת בין BitSets ע"י Mask בבלוק של נקודת החציה ולקיחת הביטים המתאימים מx ומy, העתקת הבלוקים לפני נקודת החצייה מx והבלוקים אחרי נקודת החצייה מy, ולאחר מכן Trim.

**Mutation:**

מוטציה של ביט במיקום אקראי בBitSet, ולאחר מכן תיקון התוצאה – Trim.

**איבר אקראי:**

ייצוג Longים אקראיים (זוהי הפעולה הפרימיטיבית בPRNG שאחנו משתמשים בו: XorShift128+), וניקוי הביטים בבלוק האחרון, בהתאם לכמות הבלוקים המתבקשת. לאחר מכן מבוצע Trim.

**Trim:**

כל הפעולות הגנטיות יכולות לייצר גנים לא תקינים – שלא מקיימים את התנאים של כל השקים.

לשם כך, אנו עושים לאחר כל פעולה גנטית את הפעולה Trim:

* הוצא איבר אקראי מהפתרון.
* אם הפתרון תקין בשק הנוכחי, עבור לשק הבא.

בכך אנו משיגים שכל החפצים נכנסים לתוך כל השקים.

**Fitness:**

**מטריקה:** Hamming Distance

ממומש ע"י PopCount (ספירת הביטים הדולקים) על הXOR של שתי הBitSets.

**Taken Items:**

מעבר לייצוג דואלי – מערך של כל האינדקסים של האיברים שנלקחו לפתרון.

ממומש ע"י lowestBitSet מהיר על הBitSet.

בנוסף, על מנת להימנע מהקצאות, אנו תמיד רושמים את התוצאה לתוך IntBuffer יחיד לכל ריצה / Thread.

המעבר לייצוג זה קריטי לשם פעולה יעילה של Trim – בחירת איבר אקראי מתוך כל האיברים שנבחרו לפתרון.

בנוסף זה תורם לחישוב קל של הערך הכולל של פתרון.

**מימוש:**

נציג את המימוש כמעט בכללותו, על מנת להדגים את כל מה שנדרש על מנת להוסיף בעיה חדשה למנוע הגנטי שפיתחנו.

1. **ייצוג הבעייה:**

**case class** Sack(capacity: Int, itemWeights: Array[Int])

**case class** MDKnapsackInstance(name: String, values: Array[Int],

sacks: Array[Sack], optimum: Int)

ומימוש של BitSet לשם ייצוג פתרונות אפשריים לבעייה:

**public final class** BitSet **implements** Serializable, Cloneable {

**private final long**[] **bits**;  
 **public final int numBits**;  
  
 **public** BitSet(**int** numBits) {  
 **this**.**numBits** = numBits;  
 **int** numLongs = numBits >>> 6;  
 **if** ((numBits & 0x3F) != 0) {  
 numLongs++;  
 }  
 **bits** = **new long**[numLongs];  
 }  
  
 **public** BitSet(**int** numBits, **long**[] bits) {  
 **this**.**numBits** = numBits;  
 **this**.**bits** = bits;  
 }  
  
 **public boolean** get(**int** index) {**return** (**bits**[index >>> 6] & 1L << (index & 0x3F)) != 0L;  
 }  
  
 **public void** set(**int** index) {**bits**[index >>> 6] |= 1L << (index & 0x3F);  
 }  
  
 **public void** clear(**int** index) {**bits**[index >>> 6] &= ~(1L << (index & 0x3F));  
 }  
}

1. **Genetic:**

מימוש כל הפעולות הגנטיות.

**class** GeneticMDKnapsack(instance: MDKnapsackInstance, rand: Random)

**extends** Genetic[BitSet] {

**val** *itemsBuffer* =  
 **new** IntBuffer(instance.values.length)  
**override def** fitness(gene: BitSet): Double = {  
 1 - instance.value(gene, *itemsBuffer*).toDouble / instance.optimum  
 }  
**override def** score(gene: Gene[BitSet]): Double = {  
 instance.value(gene.*gene*, *itemsBuffer*)  
 }  
**override def** randomElement(rand: Random): BitSet = {  
 **val** items = BitSet.*randomBitSet*(instance.values.length, rand)  
 instance.trim(items, *itemsBuffer*, rand)  
 }  
**override def** mate(x: BitSet, y: BitSet): BitSet = {  
 **val** offspring = MDKnapsack.*mate*(x, y, instance, rand)  
 instance.trim(offspring, *itemsBuffer*, rand)  
 }  
**override def** mutate(items: BitSet): BitSet = {  
 **val** i = rand.nextInt(instance.values.length)  
 items.set(i)  
 instance.trim(items, *itemsBuffer*, rand)  
 }  
  
 **override def** metric(): Metric[BitSet] = **new** Metric[BitSet] {  
 **override def** distance(x: BitSet, y: BitSet): Double = {  
 BitSet.*hammingDistance*(x, y).toDouble / x.*numBits* }  
 }  
}

**מימושי הפעולות הגנטיות בפועל:**

**public static** BitSet randomBitSet(**int** numBits, Random rand) {  
 **int** numLongs = numBits >>> 6;  
 **if** ((numBits & 0x3F) != 0) {  
 numLongs++;  
 }  
 **long**[] bits = **new long**[numLongs];  
 **for** (**int** i = 0; i < numLongs; i++) {  
 bits[i] = rand.nextLong();  
 }  
 *// Clear all the irrelevant bits in the last block.  
 // For canonicity of representation.* **if** ((numBits & 0x3F) != 0) {  
 bits[numLongs - 1] &= (1L << (numBits & 0x3F)) - 1L;  
 }  
 **return new** BitSet(numBits, bits);  
}

**public int** lowestBit() {  
 **int** lowestBit = 0;  
 **for** (**int** i = 0; i < **bits**.**length**; i++) {  
 **int** index = Long.*numberOfTrailingZeros*(**bits**[i]);  
 lowestBit += index;  
 **if** (index != 64 && lowestBit < **numBits**) **return** lowestBit;  
 }  
 **return** -1;  
}  
  
*// Crossover operation, @i being the number of bits of @x to be copied.*

*// The rest are from @y.***public static** BitSet crossOver(BitSet x, BitSet y, **int** i) {  
 **if**(x.**numBits** != y.**numBits**) {  
 **throw new** IllegalArgumentException(**"The BitSets must have the same size"**);  
 }  
 **int** crossoverBlock = i >>> 6;  
 **int** crossoverIndex = i & 0x1F;  
 **long** bx = x.**bits**[crossoverBlock];  
 **long** by = y.**bits**[crossoverBlock];  
 **long** crossoverMask = (1 << crossoverIndex) - 1;  
 **long** newCrossoverBlock = (crossoverMask & bx) | (~crossoverMask & by);  
 **long**[] newBits = **new long**[x.**bits**.**length**];  
 System.*arraycopy*(x.**bits**, 0, newBits, 0, crossoverBlock);  
 newBits[crossoverBlock] = newCrossoverBlock;  
 System.*arraycopy*(y.**bits**, crossoverBlock + 1,

newBits, crossoverBlock + 1,

y.**bits**.**length** - (crossoverBlock + 1));  
 **return new** BitSet(x.**numBits**, newBits);  
}  
  
**public static int** hammingDistance(BitSet x, BitSet y) {  
 **if**(x.**numBits** != y.**numBits**) {  
 **throw new** IllegalArgumentException(**"The BitSets must have the same size"**);  
 }  
 **int** distance = 0;  
 **for** (**int** i = 0; i < x.**bits**.**length**; i++) {  
 distance += Long.*bitCount*(x.**bits**[i] ^ y.**bits**[i]);  
 }  
 **return** distance;  
}

**מימוש הפעולות: Trim & Taken Items**

**public static void** takenItems(BitSet items, IntBuffer takenItemsBuffer) {  
 takenItemsBuffer.clear();  
 BitSet cloned\_items = items.clone();  
 **int** i = cloned\_items.lowestBit();  
 **while** (i != -1) {  
 takenItemsBuffer.add(i);  
 cloned\_items.clear(i);  
 i = cloned\_items.lowestBit();  
 }  
}

**public static void** trim(BitSet items, Sack[] sacks,

IntBuffer takenItemsBuffer,

Random rand) {  
 *// Trim to each sack at a time.* **for** (Sack sack : sacks) {  
 *// Inside, because it changes,*

*// and weightOfItems requires the correct one.  
 takenItems*(items, takenItemsBuffer);  
  
 **int**[] itemWeights = sack.itemWeights();  
 *// Contains the correct values,*

*// because we just calculated them w/ takenItems.*

**int** weightInSack = *weightOfItems*(takenItemsBuffer,

itemWeights);

**int** sackCapacity = sack.capacity();  
 **while** (weightInSack > sackCapacity) {  
 **int** dropIndex =

takenItemsBuffer.get(rand.nextInt(takenItemsBuffer.size()));  
 **if** (items.get(dropIndex)) {  
 items.clear(dropIndex);  
 weightInSack -= itemWeights[dropIndex];  
 }  
 }  
 }  
}

1. **Genetic Metadata:**

לשם הוספת בעיה חדשה למנוע הגנטי יש לתת את הMetadata לבעייה, הכוללת את שם הבעיה, וערכי ברירת מחדל (אפשר גם להשמיט ולקבל את הערכים הרגילים, חובה לממש רק שם ואת הייצוג הפרמטרי לבעייה בgenetic).

**class** MDKnapsackMetadata(instance:MDKnapsackInstance) **extends** GeneticMetadata[BitSet]{   
 **override def** name: String = **"Multi-Dimensional Knapsack"  
  
 override def** defaultMaxTime: Double = 2.0  
 **override def** defaultPrintEvery: Int = 1000  
  
 **override def** genetic: Parametric[Genetic[BitSet]] =  
 Parametric.*point* {  
 **new** GeneticMDKnapsack(instance, *rand*)  
 }  
  
 *// To be overwritten to provide problem-specific defaults.* **override def** intNamesDefaults: Map[String, Int] = *Map*(  
 **"Population Size"** -> 216  
 )  
  
  
 **override def** intsNamesMax: Map[String, Int] = *Map*(  
 **"Population Size"** -> 512  
 )  
  
 **override def** doubleNamesDefaults: Map[String, Double] = *Map*(  
 **"Elitism Rate"** -> 0.34,  
 **"Gene Similarity Threshold"** -> 0.025,  
 **"Local Optimum: Elitism Rate"** -> 0.525,  
 **"Local Optimum: Hyper Mutation Rate"** -> 0.52,  
 **"Local Optimum: Immigrants Rate"** -> 0.074,  
 **"Local Optimum: Top Ratio"** -> 0.064,  
 **"Mutation Rate"** -> 0.624,  
 **"Top Ratio"** -> 0.988  
 )

*// Use Deduplication by default for MD-Knapsack.* **override def** defaultEngine: Parametric[GeneticEngine] = {  
 **val** normalGeneration = **for** {  
 selectionStrategy <- *topSelection* mutationStrategy <- *mutation* elitism <- *elitism* } **yield new** Generation(selectionStrategy, mutationStrategy,

*Array*(elitism), **new** DeduplicatedConstruction,

fitnessMappings = *Array*())  
  
 **val** localOptimaGeneration = **for** {  
 selectionStrategy <- *topSelection* mutationStrategy <- *hyperMutation* elitism <- *elitism* immigrants <- *randomImmigrantsElitism* } **yield new** Generation(selectionStrategy, mutationStrategy,

*Array*(elitism, immigrants), **new** DeduplicatedConstruction,

fitnessMappings = *Array*())  
  
 *geneticEngine*(*geneSimilarity*, normalGeneration, localOptimaGeneration)  
 }  
}

**שיפור המנוע הגנטי**

**Survival Selection:**

כעת ניתן לבחור כל תת קבוצה של .

ממומש כנגד ממשק של "שים גן חדש/ישן בדור הבא"

וזה מאפשר:

**Deduplication of Genes:**

מניעת כפילויות של גנים באוכלוסייה.

דבר זה היה מאוד קריטי עבור תוצאות טובות בMD-Knapsack, כמפורט באנליזה של MD-Knapsack, ללא Deduplication אנחנו לא מצליחים להגיע לפתרונות האופטימליים רוב הזמן.

**בחירת מנוע ברירת מחדל Per בעייה:**

אפשרנו לבחור מנוע גנטי ברירת מחדל הספציפי לבעייה.

לדוגמא עבור MD-Knapsack בחרנו להוסיף Deduplication, ובBaldwin בחרנו מנוע פשוט ללא Features נוספים כגון התמודדות עם מינימום לוקאלי ועוד, בכדי לשחזר את הניסוי המקורי כמה שיותר.

**Meta Genetic Algorithm:**

עבור בעיית הMD-Knapsack היה מאוד משמעותי היכולת של האלגוריתם המטא-גנטי לעשות אופטימיזציה גם כאשר לא מגיעים לפתרון אופטימלי:

אם הגענו לפתרון אופטימלי, הFitness יהיה בטווח של בהתאם לכמות הזמן שלקח להגיע לפתרון האופטימלי.

אם לא הגענו לפתרון האופטימלי, הFitness יהיה בטווח של בהתאם לFitness שהאלגוריתם הגנטי מלמטה הצליח להגיע אליו בתום מכסת הזמן שלו.

בכך, האלגוריתם המטא-גנטי יכול לפעול למען שיפור הFitness שניתן להגיע אליו, ובסופו של דבר מצליח להגיע לאופטימלי ולעבור את סף ה0.5 הקריטי, ולשפר זמן התכנסות משם.

**רעיונות להמשך**

* ניתן לעשות Monte Carlo Tree Search על הMD-Knapsack, על מנת לעשות חיפוש חכם יותר על מרחב האפשרויות במקום מעבר חסר ידע על העץ, וזה בצירוף הCutoffs שעשינו בBranch&Bound.
* אנו חושבים שSimulated Annealing יכולה להיות גישה טובה מאוד לשם האלגוריתם הMeta Genetic.
* זיהוי אופטימום לוקאלי ע"י זיהוי חזרת אותו האופטימום בהרבה דורות שיפור מאוד, מאוד משמעותית את אחוזי תוצאות ההתכנסות בMD-Knapsack (45%~ ל88% בPET7), אך מפאת מגבלת הזמן לא נצרף מימוש זה במעבדה 3 וגם בדו"ח. נעשה זאת בהמשך.

**Genetic MD-Knapsack Analysis**

**עם Deduplication:**

* מצאנו את האופטימום בכל הבעיות
* אך לא בכל ההרצות האינדיבידואליות של האלגוריתם הגנטי

רעיון הנובע מכך:

* ניתן להריץ כמה 'נישות' של האלגוריתם הגנטי – כמה הרצות נפרדות של האלגוריתם הגנטי, שניתן לקדם כל אחת מהן בדורות בנפרד (אפשר גם במקביל), ובכך להעלות את הסיכוי שבמכסת זמן ספציפית נקבל את הפתרון האופטימלי אם התכנסנו לאוכלוסייה טובה מתוך האקראיות לפחות באחד מההרצות.
* בנוסף ניתן לשתף גנים בין נישות וכו'.

אחוזי הצלחה:

* ל 41/55 מהבעיות יש 100% הצלחה – מגיעים לאופטימום בכל ההרצות.
* ל 7/55 מהבעיות יש >90% הצלחה.
* הבעיות הכי בעייתיות:

- SENTO2, HP2: 75% אחוזי הצלחה

- WEING7: 60% אחוזי הצלחה

- PET7: 45% אחוזי הצלחה

זמני ריצה בהרצות מוצלחות: (זמן התכנסות מקסימלי)

* עבור 34/55 מהבעיות: < 80 ms
* עבור 46/55 מהבעיות: < 180 ms
* לכל היותר 550 ms עבור הבעיות הבעייתיות

כאשר לא הגענו לפתרון האופטימלי

* הרוב המוחלט של הבעיות במרחק של פחות מ%0.5 מהאופטימלי
* לכל היותר במרחק של 2% מהאופטימלי
* 0.01% מרחק מהאופטימלי עבור WEING7

**ללא Deduplication:**

ישנן הרבה פחות בעיות עבורן משיגים 100% הצלחה.

בעיות רבות בטווח של 30%-60%

הבעיות הקשות, SENTO2, PET7, WEING7 הם באיזור של 1%-10% הצלחה.

**הדבר נובע מכך** שהגן של המינימום הלוקאלי מתחיל להתרבות, ונוצר מצב שהוא משתלט על רוב האוכלוסייה העליונה, ולא נותן הזדמנות בכלל לגנים אחרים להיכנס לרביה.

**שאלה 3 – סיכום תוצאות**

**תוצאות הניסויים על הבעיות בעזרת האלגוריתם הגנטי**

**מצאנו את הפתרון האופטימלי לכל הבעיות, אך לא תמיד.**

לכן ניתחנו את אחוזי ההצלחה – כמה ריצות מתוך כלל הריצות הצליחו להתכנס לאופטימום.

בנוסף עקבנו אחר התוצאה שהגענו אליה בכישלונות, ומה המרחק שלהם מהפתרון האופטימלי.

ניתן זמן מקסימלי של שנייה אחת לכל בעייה. אך לפי מה שניתן לראות בעמודת הAvg Success Time, נתינת זמן נוסף לא תוביל להגעה לפתרון, כי אנחנו נכנסים למינימום לוקאלי שאנחנו לא מצליחים לצאת ממנו, למרות כל המנגנונים להתמודדות עם מינימום לוקאלי.

הטבלה המלאה עם נתונים נוספים מצורפת לדו"ח זה בפורמט .csv

הטבלה ממויינת לפי אחוזי הצלחה, ולאחר מכן ע"פ זמן ההתכנסות.

| Problem name | Success Rate | Avg success time (ms) | Avg Success Iterations | Success Score | Avg Failure score | Avg Failure Percent of best |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| PET7 | 0.46 | 337.49 | 654.85 | 16537 | 16467 | 99.574 |
| WEING7 | 0.6 | 527.33 | 769.22 | 1095445 | 1095354 | 99.992 |
| WEING8 | 0.68 | 120.30 | 485.19 | 624319 | 619366 | 99.207 |
| SENTO2 | 0.74 | 521.47 | 238.36 | 8722 | 8712 | 99.884 |
| HP2 | 0.74 | 176.28 | 617.39 | 3186 | 3117 | 97.828 |
| PET6 | 0.81 | 67.07 | 164.80 | 10618 | 10601 | 99.844 |
| WEISH23 | 0.83 | 327.15 | 679.88 | 8344 | 8341 | 99.964 |
| PB2 | 0.89 | 111.60 | 391.89 | 3186 | 3124 | 98.048 |
| PB7 | 0.92 | 240.29 | 231.71 | 1035 | 1034 | 99.903 |
| HP1 | 0.94 | 32.65 | 129.95 | 3418 | 3404 | 99.595 |
| SENTO1 | 0.95 | 376.84 | 286.61 | 7772 | 7761 | 99.858 |
| PB1 | 0.96 | 26.32 | 114.04 | 3090 | 3076 | 99.547 |
| WEISH26 | 0.97 | 165.29 | 307.77 | 9584 | 9580 | 99.958 |
| WEISH24 | 0.98 | 347.55 | 496.11 | 10220 | 10215 | 99.951 |
| WEISH25 | 1 | 282.66 | 476.01 | 9939 | 9939 | 100 |
| WEISH30 | 1 | 256.46 | 352.86 | 11191 | 11191 | 100 |
| WEISH18 | 1 | 171.55 | 284.71 | 9580 | 9580 | 100 |
| WEISH29 | 1 | 168.16 | 319.17 | 9410 | 9410 | 100 |
| WEISH28 | 1 | 154.01 | 283.17 | 9492 | 9492 | 100 |
| WEISH27 | 1 | 119.08 | 214.42 | 9819 | 9819 | 100 |
| WEISH21 | 1 | 115.88 | 245.23 | 9074 | 9074 | 100 |
| WEISH20 | 1 | 114.05 | 222.93 | 9450 | 9450 | 100 |
| WEISH22 | 1 | 103.01 | 209.80 | 8947 | 8947 | 100 |
| WEISH17 | 1 | 81.03 | 138.68 | 8633 | 8633 | 100 |
| WEISH14 | 1 | 78.22 | 213.41 | 6954 | 6954 | 100 |

| Problem name | Success Rate | Avg success time (ms) | Avg Success Iterations | Success Score | Avg Failure score | Avg Failure Percent of best |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| WEISH16 | 1 | 69.28 | 177.91 | 7289 | 7289 | 100 |
| WEISH19 | 1 | 63.16 | 162.60 | 7698 | 7698 | 100 |
| PB6 | 1 | 59.51 | 109.58 | 776 | 776 | 100 |
| WEISH15 | 1 | 55.36 | 152.93 | 7486 | 7486 | 100 |
| WEISH11 | 1 | 37.48 | 140.01 | 5643 | 5643 | 100 |
| WEISH10 | 1 | 33.78 | 107.02 | 6339 | 6339 | 100 |
| PB5 | 1 | 33.38 | 118.80 | 2139 | 2139 | 100 |
| WEISH13 | 1 | 30.27 | 99.91 | 6159 | 6159 | 100 |
| WEISH12 | 1 | 29.52 | 95.88 | 6339 | 6339 | 100 |
| WEISH06 | 1 | 24.98 | 82.44 | 5557 | 5557 | 100 |
| WEISH08 | 1 | 23.34 | 73.72 | 5605 | 5605 | 100 |
| PET5 | 1 | 22.80 | 51.03 | 12400 | 12400 | 100 |
| WEISH07 | 1 | 22.63 | 76.91 | 5567 | 5567 | 100 |
| WEISH09 | 1 | 13.76 | 56.73 | 5246 | 5246 | 100 |
| WEISH02 | 1 | 11.17 | 49.83 | 4536 | 4536 | 100 |
| PET4 | 1 | 9.07 | 29.96 | 6120 | 6120 | 100 |
| WEISH01 | 1 | 8.43 | 38.45 | 4554 | 4554 | 100 |
| WEISH03 | 1 | 8.07 | 39.98 | 4115 | 4115 | 100 |
| WEING6 | 1 | 7.77 | 55.68 | 130623 | 130623 | 100 |
| WEING1 | 1 | 7.59 | 48.59 | 141278 | 141278 | 100 |
| WEING2 | 1 | 6.98 | 50.64 | 130883 | 130883 | 100 |
| WEING4 | 1 | 6.92 | 46.93 | 119337 | 119337 | 100 |
| PB4 | 1 | 6.50 | 40.73 | 95168 | 95168 | 100 |
| WEISH05 | 1 | 6.37 | 33.13 | 4514 | 4514 | 100 |
| WEISH04 | 1 | 5.73 | 30.53 | 4561 | 4561 | 100 |
| WEING5 | 1 | 5.69 | 47.11 | 98796 | 98796 | 100 |
| WEING3 | 1 | 4.87 | 41.97 | 95677 | 95677 | 100 |
| PET3 | 1 | 3.25 | 9.59 | 4015 | 4015 | 100 |
| PET2 | 1 | 0.58 | 1.52 | 87061 | 87061 | 100 |

**ניתוח הזמן והמקום של האלגוריתמים**

**Branch & Bound**

האלגוריתם של Branch and Bound רץ בזמן אקספוננציאלי במקרה הגרוע – כמעט כל ה האפשרויות לבחירות החפצים. כל שיש לנו זו היוריסטיקה שלפעמים עוזרת ולעיתים לא. מבחינת סיבוכיות מקום – באלגוריתם ה-DFS סיבוכיות המקום הינה – כעומק עץ מרחב החיפוש, כלומר לינארי עם גודל הבעיה. לעומת זאת, עבור אלגוריתם ה BFS, ניתן להגיע לסיבוכיות מקום אקספוננציאלית, מכיוון שאנחנו מפתחים חזית של פתרונות חלקיים, ובמקרה הגרוע ביותר החזית שלנו תתקדם לפי רמות, וכשנגיע לרמה לפני האחרונה, אנו מחזיקים את כל העלים, ומספר העלים שווה ל. למרות זאת, במבחן המציאות האלגוריתם לא לקח יותר מדי מקום. ה-RAM שהתוכנית לקחה נותר סביר (לכל היותר 200MB כולל המקביליות x4).

אם כן, מבחינת סיבוכיות מקום – ה-DFS קומפקטי במקום בעוד שה-BFS עלול לתפוס כמות מקום אקספוננציאלית.

מבחינת סיבוכיות זמן – כל שיש בידינו זו היוריסטיקה. מדובר בבעיה NP קשה ולכן לא נצליח בבעיה כמו שלנו לפתור אותה היטב **תמיד** באופן דטרמיניסטי. הבעיה תיפתר במהרה עבור מקרים של מספר עצמים קטן, אך עבור מספר עצמים גדול – לא מובטח לנו פתרון טוב.

מדוע הBFS לא תמיד הרבה יותר טוב מDFS? כאשר מדובר כבר בהיוריסטיקות טובות, הGain שלנו מBFS קטן, אך המחיר שלו בזמן ריצה ובמקום גבוה מאוד ביחס לDFS, ולכן הכדאיות נמוכה יותר.

הגישות האלגוריתמיות של Branch & Bound אינם סקאלאביליים למדי. הם עשויים לקחת זמן ריצה אקספוננציאלי. לצורך שיפור ביצועים באה לטובתינו ההיוריסטיקה של ה Bound וקטימת ערכים שערכם הפוטנציאלי כבר ידוע כלא מספיק – אך עדיין, זמן הריצה עשוי להישאר אקספוננציאלי, ובמקרים גדולים מספיק, הBFS וה-DFS פשוט לא יצליחו להתמודד עם הבעיה.

**Genetic MD-Knapsack**

סיבוכיות המקום של האלגוריתם קבועה, ותלויה רק בגודל האוכלוסיה שנבחר.

זמן הריצה של האלגוריתם תחרותי מאוד, לכל היותר 550 ms לקבלת פתרון אופטימלי עבור קבוצת הבעיות הנתונה.

הצלחנו לפתור את כל בעיות הדוגמא, שגודלם מגיע גם למעל 100 פריטים.

לכן אנו מאמינים שגישה זו סקלבילית מאוד גם לגדלי בעיות גדולות יותר.

**נתוני הניסויים עבור Branch & Bound**

**התוצאה הטובה ביותר שהאלגוריתם הגיע אליה תוך שנייה אחת**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Percent of Optimum** | | | | | | | |
| **Name** | **DFS not sorted Bounded** | **DFS not sorted Unbounded** | **DFS sorted Bounded** | **DFS sorted Unbounded** | **BFS sorted Bounded** | **BFS sorted Unbounded** | **BFS not sorted Bounded** | **BFS not sorted Unbounded** |
| FLEI | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 99.21 |
| HP1 | 99.53 | 99.09 | 99.53 | 99.53 | 98.1 | 98.45 | 98.51 | 98.51 |
| HP2 | 94.41 | 87.76 | 99.34 | 99.09 | 93.44 | 94.19 | 97.96 | 97.96 |
| PB1 | 99.48 | 99 | 99.48 | 99.48 | 98.45 | 98.45 | 97.73 | 97.73 |
| PB2 | 94.41 | 91.81 | 99.34 | 99.09 | 93.44 | 94.19 | 97.96 | 97.96 |
| PB4 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| PB5 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| PB6 | 98.2 | 98.2 | 100 | 100 | 90.59 | 90.59 | 90.46 | 90.46 |
| PB7 | 80.58 | 80.58 | 100 | 100 | 99.03 | 99.03 | 95.17 | 95.17 |
| PET2 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| PET3 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| PET4 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 |
| PET5 | 99.84 | 93.55 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 | 99.84 |
| PET6 | 98.11 | 75.61 | 99.48 | 99.46 | 98.55 | 98.55 | 99.34 | 99.34 |
| PET7 | 66.17 | 55.43 | 99.57 | 99.18 | 98.95 | 98.95 | 98.01 | 98.01 |
| SENTO1 | 62.39 | 56.36 | 100 | 98.94 | 98.65 | 98.65 | 99.07 | 99.07 |
| SENTO2 | 79.63 | 77.72 | 100 | 99.99 | 99.71 | 99.71 | 97.58 | 97.58 |
| WEING1 | 100 | 98.58 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEING2 | 100 | 97.35 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEING3 | 100 | 95.57 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEING4 | 100 | 99.69 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEING5 | 100 | 91.18 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEING6 | 99.7 | 96.74 | 99.7 | 99.7 | 99.7 | 99.7 | 99.7 | 99.7 |
| WEING7 | 99.97 | 99.95 | 99.97 | 99.97 | 99.75 | 99.75 | 99.96 | 99.96 |
| WEING8 | 91.81 | 80.92 | 99.48 | 99.48 | 96.83 | 96.83 | 90.49 | 93.43 |

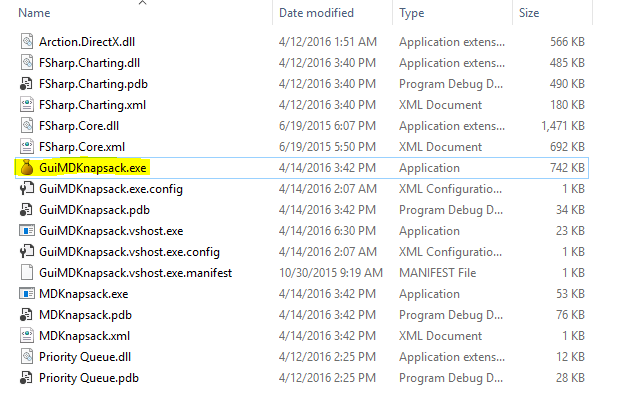
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Percent of Optimum** | | | | | | | |
| **Name** | **DFS not sorted Bounded** | **DFS not sorted Unbounded** | **DFS sorted Bounded** | **DFS sorted Unbounded** | **BFS sorted Bounded** | **BFS sorted Unbounded** | **BFS not sorted Bounded** | **BFS not sorted Unbounded** |
| WEISH01 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH02 | 99.54 | 99.54 | 99.54 | 99.54 | 99.54 | 99.54 | 99.54 | 99.54 |
| WEISH03 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH04 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH05 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH06 | 100 | 91.4 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH07 | 100 | 92.99 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH08 | 100 | 90.88 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH09 | 100 | 73.39 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH10 | 100 | 87.14 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH11 | 100 | 91.62 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH12 | 100 | 86.07 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH13 | 100 | 88.24 | 100 | 98.85 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH14 | 96.61 | 84.27 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH15 | 99.63 | 62.73 | 99.63 | 99.06 | 99.63 | 99.63 | 99.63 | 99.63 |
| WEISH16 | 100 | 81.7 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH17 | 100 | 88.01 | 100 | 99.9 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH18 | 82.6 | 78.18 | 99.93 | 99.53 | 99.93 | 99.93 | 99.5 | 99.5 |
| WEISH19 | 93.27 | 77.1 | 100 | 98.39 | 100 | 100 | 97.25 | 98.44 |
| WEISH20 | 94.81 | 76.24 | 100 | 99.66 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH21 | 96.46 | 74.13 | 100 | 98.5 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH22 | 84.56 | 69.93 | 99.8 | 99.56 | 99.8 | 99.8 | 99.68 | 99.68 |
| WEISH23 | 89.02 | 73.32 | 100 | 95.41 | 100 | 100 | 99.62 | 99.62 |
| WEISH24 | 83.23 | 76.86 | 100 | 98.91 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH25 | 96.5 | 75.33 | 100 | 99.71 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH26 | 87.46 | 64.16 | 100 | 98.23 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH27 | 85.18 | 65.23 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH28 | 87.97 | 66.53 | 100 | 96.28 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| WEISH29 | 88.51 | 66.78 | 100 | 96.29 | 100 | 100 | 99.64 | 99.64 |
| WEISH30 | 87.94 | 67.44 | 99.96 | 98.61 | 99.96 | 99.96 | 99.96 | 99.96 |

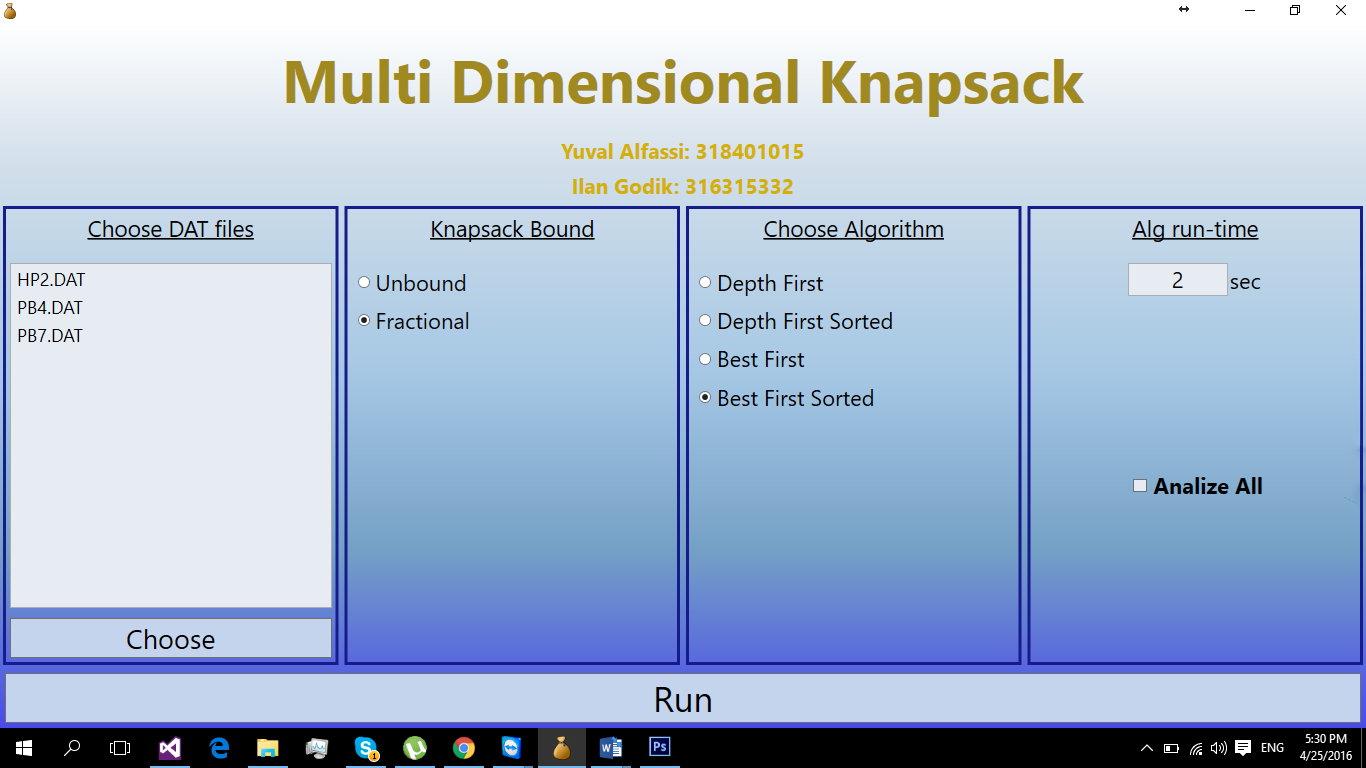
**זמן התכנסות של האלגוריתם לפתרון, לכל היותר שנייה אחת**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Percent of Optimum** | | | | | | | |
| **Name** | **DFS not sorted Bounded** | **DFS not sorted Unbounded** | **DFS sorted Bounded** | **DFS sorted Unbounded** | **BFS sorted Bounded** | **BFS sorted Unbounded** | **BFS not sorted Bounded** | **BFS not sorted Unbounded** |
| FLEI | 0.281 | 0.417 | 0.125 | 0.154 | 0.353 | 0.129 | 0.832 | FALSE |
| HP1 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| HP2 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PB1 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PB2 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PB4 | 0.004 | 0.095 | 0.022 | 0.103 | 0.033 | 0.027 | 0.304 | 0.204 |
| PB5 | 0.141 | 0.476 | 0.073 | 0.113 | 0.223 | 0.147 | 0.917 | 0.868 |
| PB6 | FALSE | FALSE | 0.049 | 0.018 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PB7 | FALSE | FALSE | 0.23 | 0.6 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PET2 | 0.001 | 0.001 | 0.001 | 0 | 0.003 | 0.002 | 0.003 | 0.003 |
| PET3 | 0.006 | 0.006 | 0.001 | 0.002 | 0.002 | 0.001 | 0.03 | 0.051 |
| PET4 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PET5 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PET6 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| PET7 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| SENTO1 | FALSE | FALSE | 0.589 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| SENTO2 | FALSE | FALSE | 0.887 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEING1 | 0.081 | FALSE | 0.002 | 0.007 | 0.007 | 0.003 | 0.001 | 0.001 |
| WEING2 | 0.214 | FALSE | 0.002 | 0.003 | 0.001 | 0.001 | 0.015 | 0.012 |
| WEING3 | 0.051 | FALSE | 0.001 | 0.003 | 0.004 | 0.003 | 0.041 | 0.128 |
| WEING4 | 0.04 | FALSE | 0 | 0 | 0.008 | 0.014 | 0.026 | 0.037 |
| WEING5 | 0.043 | FALSE | 0.001 | 0.001 | 0.001 | 0 | 0.01 | 0.01 |
| WEING6 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEING7 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEING8 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |

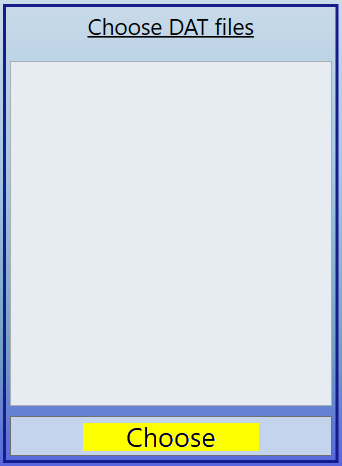
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **Percent of Optimum** | | | | | | | |
| **Name** | **DFS not sorted Bounded** | **DFS not sorted Unbounded** | **DFS sorted Bounded** | **DFS sorted Unbounded** | **BFS sorted Bounded** | **BFS sorted Unbounded** | **BFS not sorted Bounded** | **BFS not sorted Unbounded** |
| WEISH01 | 0.016 | 0.223 | 0.001 | 0.001 | 0.016 | 0.008 | 0.088 | 0.235 |
| WEISH02 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEISH03 | 0.024 | 0.132 | 0.002 | 0.021 | 0.053 | 0.014 | 0.035 | 0.028 |
| WEISH04 | 0.012 | 0.079 | 0.001 | 0.001 | 0.013 | 0.009 | 0.002 | 0.001 |
| WEISH05 | 0.014 | 0.094 | 0.001 | 0 | 0.001 | 0.001 | 0.012 | 0.01 |
| WEISH06 | 0.186 | FALSE | 0.009 | 0.023 | 0.096 | 0.071 | 0.502 | 0.475 |
| WEISH07 | 0.146 | FALSE | 0.002 | 0.001 | 0.106 | 0.033 | 0.048 | 0.091 |
| WEISH08 | 0.135 | FALSE | 0.002 | 0.001 | 0.043 | 0.025 | 0.103 | 0.057 |
| WEISH09 | 0.058 | FALSE | 0.002 | 0.001 | 0.003 | 0.002 | 0.004 | 0.002 |
| WEISH10 | 0.416 | FALSE | 0.006 | 0.043 | 0.004 | 0.003 | 0.835 | 0.777 |
| WEISH11 | 0.334 | FALSE | 0.007 | 0.112 | 0.064 | 0.027 | 0.291 | 0.286 |
| WEISH12 | 0.658 | FALSE | 0.003 | 0.01 | 0.004 | 0.002 | 0.666 | 0.501 |
| WEISH13 | 0.456 | FALSE | 0.007 | FALSE | 0.053 | 0.027 | 0.494 | 0.282 |
| WEISH14 | FALSE | FALSE | 0.004 | 0.002 | 0.006 | 0.003 | 0.406 | 0.306 |
| WEISH15 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEISH16 | 0.404 | FALSE | 0.006 | 0.027 | 0.114 | 0.421 | 0.424 | 0.304 |
| WEISH17 | 0.391 | FALSE | 0.024 | FALSE | 0.008 | 0.006 | 0.637 | 0.139 |
| WEISH18 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEISH19 | FALSE | FALSE | 0.02 | FALSE | 0.195 | 0.121 | FALSE | FALSE |
| WEISH20 | FALSE | FALSE | 0.013 | FALSE | 0.008 | 0.005 | 0.011 | 0.008 |
| WEISH21 | FALSE | FALSE | 0.013 | FALSE | 0.008 | 0.005 | 0.94 | 0.994 |
| WEISH22 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |
| WEISH23 | FALSE | FALSE | 0.078 | FALSE | 0.277 | 0.322 | FALSE | FALSE |
| WEISH24 | FALSE | FALSE | 0.189 | FALSE | 0.187 | 0.216 | 0.495 | 0.5 |
| WEISH25 | FALSE | FALSE | 0.043 | FALSE | 0.22 | 0.182 | 0.447 | 0.523 |
| WEISH26 | FALSE | FALSE | 0.069 | FALSE | 0.011 | 0.008 | 0.684 | 0.649 |
| WEISH27 | FALSE | FALSE | 0.011 | 0.051 | 0.275 | 0.18 | 0.345 | 0.367 |
| WEISH28 | FALSE | FALSE | 0.053 | FALSE | 0.023 | 0.008 | 0.018 | 0.013 |
| WEISH29 | FALSE | FALSE | 0.212 | FALSE | 0.014 | 0.008 | FALSE | FALSE |
| WEISH30 | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE | FALSE |

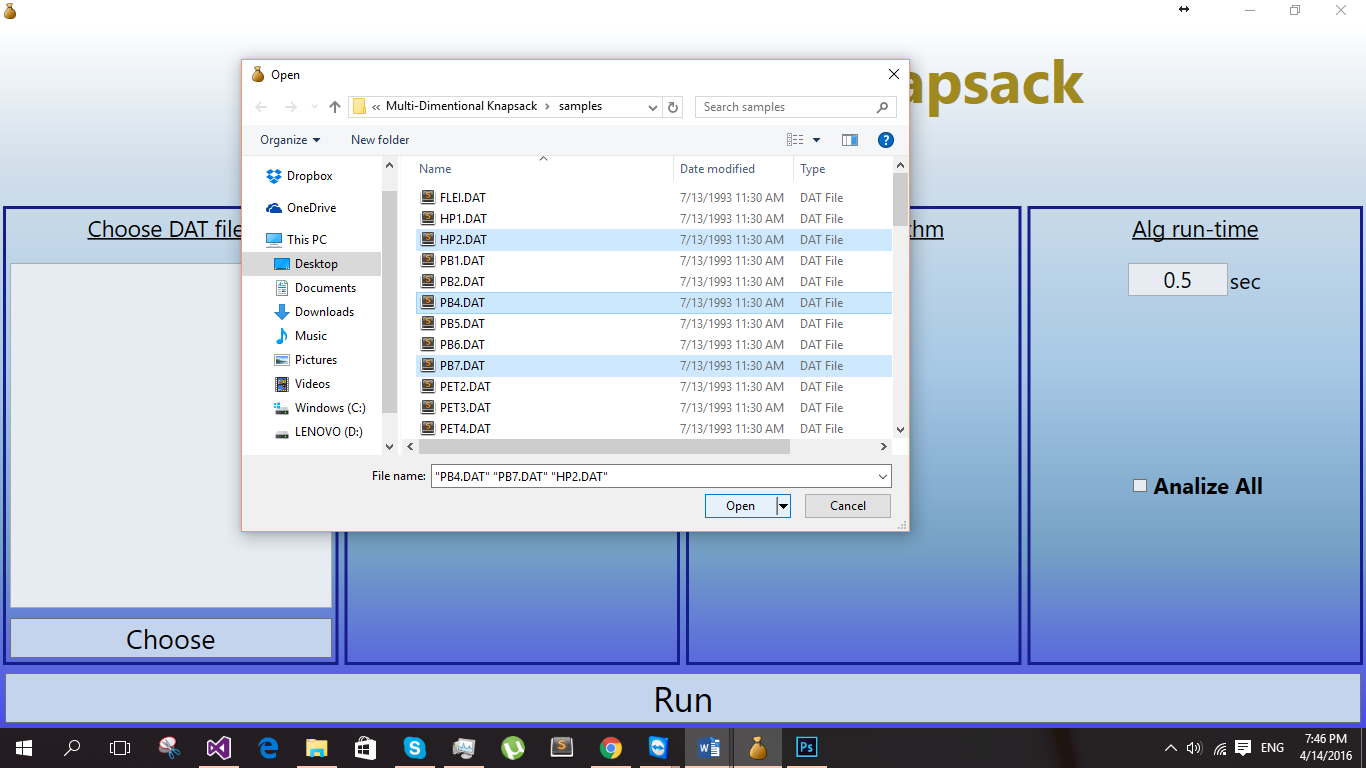
**User Interface for Branch & Bound והוראות הרצה**

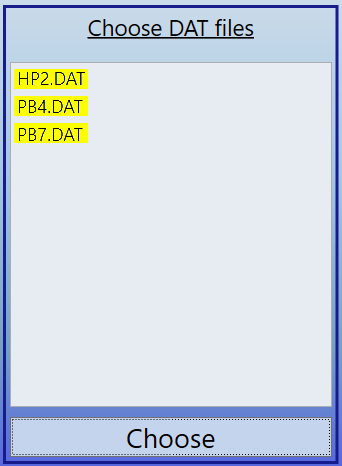
מיקום תכנית ההרצה:



תחילה, יש לבחור קובץ/קבצי DAT להרצה ואנליזה המכילים בעיית multiple dimensional knapsack בפורמט שניתן:







לאחר מכן, יש לבחור פרמטרים להרצת הבעיה: האם לבחור היוריסטיקה של חסם על השק או היוריסטיקה של שק לא מוגבל, האם יש לעשות BFS, DFS והאם יש למיין, וכמו כן, כמה זמן מקצים לריצת כל אלגוריתם.

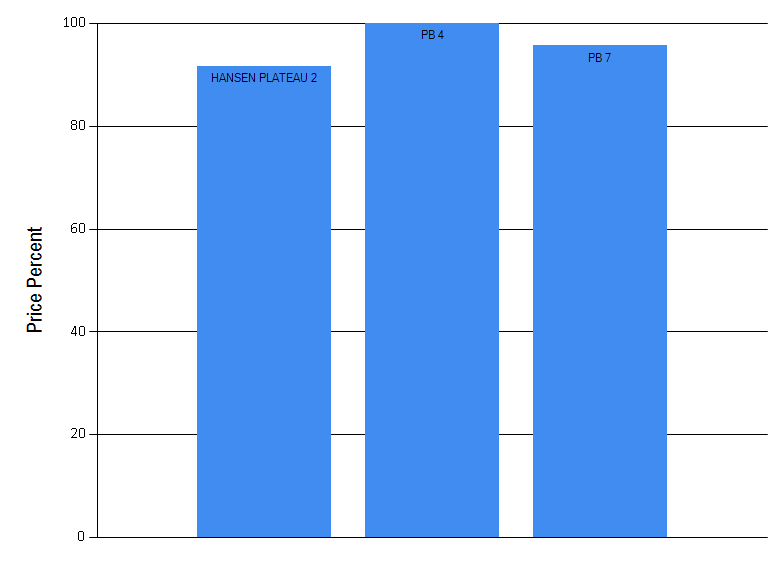


ואז להריץ:

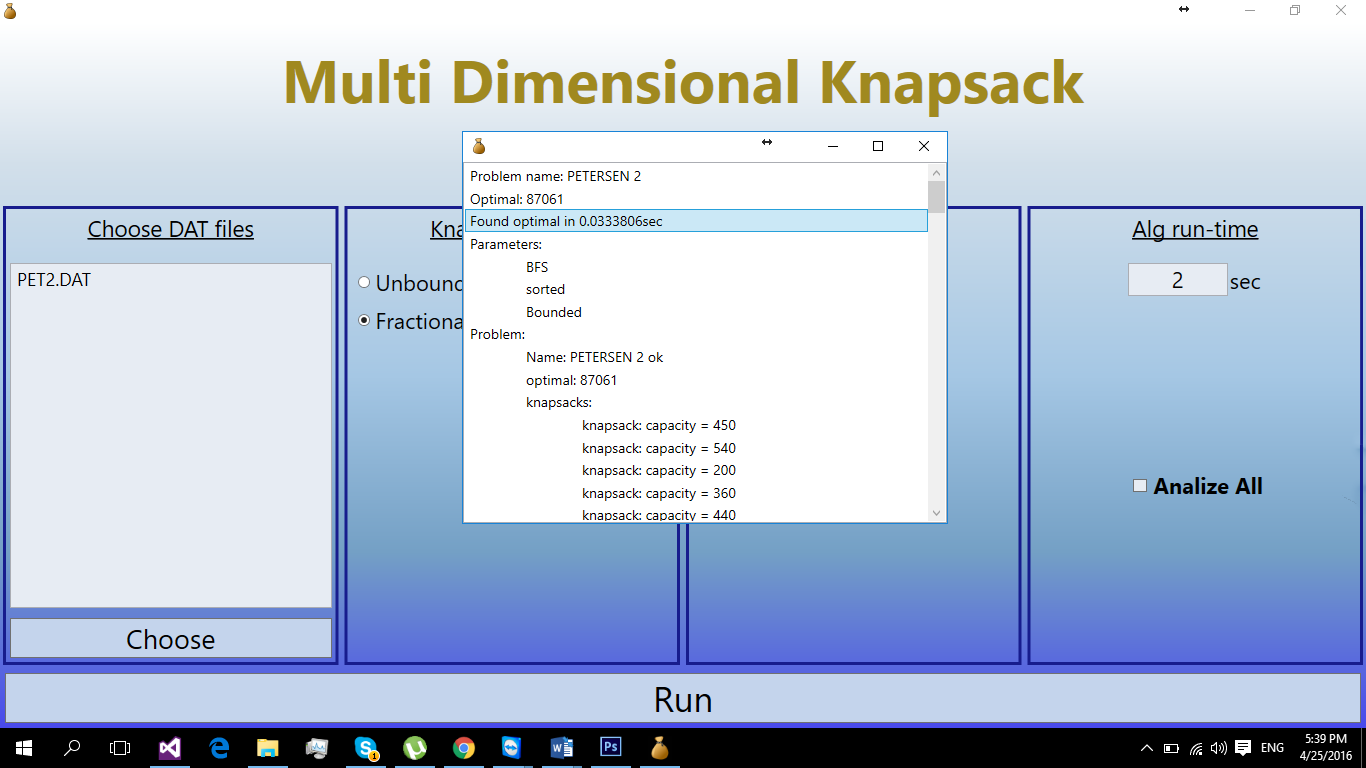
screen4

התוצאה: השוואה בין הבעיות מבחינת לאיזה אחוז מהפתרון האופטימאלי הם הצליחו להגיע.

בדוגמא – עבור PB4 האלגוריתם הספיק להגיע בזמן שהוקצב לו לבערך 95% מהאופטימאלי, בעוד שעבור PB7 הגענו רק ל-80% מהאופטימאלי.



אם נריץ רק עבור קובץ DAT אחד, ניראה את המידע על הבעיה, מה הפיתרון המוצע שהגענו אליו – איזה מוצרים לקחת ואיזה לא:



בנוסף, על ידי לחיצה על Analize all, תעשה אנליזה על קובץ ה-DAT הראשון שנבחר לפי כל קומבינציה אפשרית של פרמטרים לבעיה:



