

## 9. fejezet

# Dantzig-Wolfe dekompozíció

### 9.1. LP megfogalmazása

A következő, szokásos LP feladatból indulunk ki:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{feltéve} \quad & \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \quad (1) \\ & \mathbf{x} \in P, \quad (2) \end{aligned}$$

ahol  $P$  egy politóp<sup>1</sup>. Itt kétféle feltétel szerepel tehát: az (1) nehéz (bonyolult) feltételek, míg a (2) egy könnyű (egyszerű) feltételhalmaz. A célunk, hogy úgy írjuk át a problémát, hogy csak egyszerű feltételek szerepeljenek benne.

A Benders dekompozícióhoz hasonlóan itt is kettévesszük a problémát:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{c}_1^T \mathbf{x}_1 + \mathbf{c}_2^T \mathbf{x}_2 \\ \text{feltéve} \quad & \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_2 = \mathbf{b} \end{aligned}$$

ahol a feltételsort bonyolító (*complicating* vagy *coupling*) feltételeknek hívjuk. A probléma szétbontása előtt nézzük meg a következő tételt.

<sup>1</sup> Ez a sokszög általánosítása: a kétdimenziós sokszög egy 2-politóp, a poliéder egy 3-politóp.

## 9.2. Minkowski reprezentációs tétele

**9. Tétel** (Minkowski reprezentációs tétele). Minden  $P$  poliédert fel lehet írni a következő formában:

$$P = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{x} = \sum_{j \in J} \lambda^j \mathbf{x}^j + \sum_{r \in R} \mu^r \mathbf{w}^r \right\}$$

$$\sum_{j \in J} \lambda^j = 1$$

$$\lambda \in \mathbb{R}_+^{|J|}$$

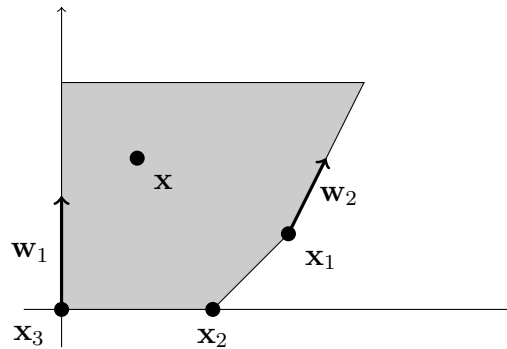
$$\mu \in \mathbb{R}_+^{|R|}$$

ahol  $\{\mathbf{x}^j, j \in J\}$  a  $P$  extrém pontjai, míg  $\{\mathbf{w}^r, r \in R\}$  a  $P$  extrém sugarai.

**2. Megjegyzés.** Az extrémális sugarakra a gyakorlatban nagyon ritkán van szükség, gyakran feltételezhetjük, hogy egyszerűen használhatjuk csak az extrémális pontokat. Egy egyszerű felírásban elhagyhatjuk a sugarakat.

A 9.1. ábrán látható egy  $P$  poliéder reprezentációja. Az  $\mathbf{x}$  belső pontot előállíthatjuk a megadott extrémális pontok és sugarak segítségével:

$$\mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}_2 + (1 - \lambda) \mathbf{x}_3 + \mu \mathbf{w}_2, 0 \leq \lambda \leq 1, \mu \geq 0$$



9.1. ábra. Példa egy  $P$  poliéder Minkowski reprezentációjára.

A reprezentációs tételt felhasználva írjuk fel a következőképpen a feladatot:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{c}_1^T \mathbf{x}_1 + \mathbf{c}_2^T \mathbf{x}_2 \\ \text{feltéve, hogy} \quad & \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_2 = \mathbf{b} \\ & \mathbf{B}_1 \mathbf{x}_1 = \mathbf{d}_1 \\ & \mathbf{B}_2 \mathbf{x}_2 = \mathbf{d}_2, \end{aligned}$$

ahol az utolsó két feltétel valójában azt fejezi ki, hogy  $\mathbf{x} \in P$ . Az  $\mathbf{x}_1$  változó – kihasználva a Minkowski tételt – átírható a következő alakba:

$$\sum_{j \in J_1} \lambda_1^j \mathbf{x}_1^j + \sum_{r \in R_1} \mu_1^r \mathbf{w}_1^r, \quad \lambda_1^j \geq 0, \quad \mu_1^r \geq 0, \quad \sum_{j \in J_1} \lambda_1^j = 1.$$

Ugyanez megtehető a másik változóval is. **Fontos**, hogy itt az  $\mathbf{x}_1^j$  már egy extrémális pontot jelöl. Ez kihasználva kapjuk a következő, átfogalmazott problémát (amit teljes *mester problémának* hívunk):

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \sum_{j \in J_1} (\mathbf{c}^T \mathbf{x}_1^j) \lambda_1^j + \sum_{r \in R_1} (\mathbf{c}^T \mathbf{w}_1^r) \mu_1^r + \sum_{j \in J_2} (\mathbf{c}^T \mathbf{x}_2^j) \lambda_2^j + \sum_{r \in R_2} (\mathbf{c}^T \mathbf{w}_2^r) \mu_2^r \\
 \text{feltéve} \quad & \sum_{j \in J_1} (\mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1^j) \lambda_1^j + \sum_{r \in R_1} (\mathbf{A}_1 \mathbf{w}_1^r) \mu_1^r + \sum_{j \in J_2} (\mathbf{A}_2 \mathbf{x}_2^j) \lambda_2^j + \sum_{r \in R_2} (\mathbf{A}_2 \mathbf{w}_2^r) \mu_2^r = \mathbf{b} \\
 & \sum_{j \in J} \lambda_i^j = 1 \quad (i = 1, 2) \\
 & \lambda_i^j \geq 0 \quad (i = 1, 2) \quad (j \in J) \\
 & \mu_i^j \geq 0 \quad (i = 1, 2) \quad (j \in J)
 \end{aligned} \tag{9.1}$$

Amit tudunk erről a problémáról:

- ez a probléma ekvivalens az eredetivel,
- a döntési változók inentől a súlyai az extrémális pontoknak  $(\lambda_1^j, \lambda_2^j)$  és az extrémális sugaraknak  $(\mu_1^r, \mu_2^r)$ ,
- a döntési változók száma *hatalmas* lehet (de a későbbiekben ezek nagy részét figyelmen kívül fogjuk hagyni),
- a feltételek száma kevesebb (megszabadultunk a  $\mathbf{B}_1 \mathbf{x}_1 = \mathbf{d}_1$  és  $\mathbf{B}_2 \mathbf{x}_2 = \mathbf{d}_2$ -től – ezek ráadásul egyenlőségi feltételek, amik nagyon sokat szigorítanak a keresési téren !),

### 9.3. Optimalitás ellenőrzése

Ha adott egy  $\mathbf{B}$  bázisunk ( $\mathbf{B}$  az  $\mathbf{A}$  azon sorait tartalmazza, amik benne vannak a bázisban), ellenőrizni kell, hogy az optimális-e. Itt két feltételnek kell teljesülnie:

- (a)  $\mathbf{B}^{-1} \mathbf{b} \geq 0$
- (b)  $\mathbf{c}_B^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A} \geq 0$  (ez a *csökkentett költség*)<sup>2</sup>, ahol  $\mathbf{c}_B$  a bázisváltozók együtthatóinak vektora

A csökkentett költséget (*reduced cost*) ki kell számolnunk az új változóinkra ( $\lambda_i^j$  és  $\mu_i^r$ ). A csökkentett költség a  $\lambda_1^j$  változóra:

$$\mathbf{c}_1^T \mathbf{x}_1^j - [\mathbf{y}^T \quad t_1 \quad t_2] \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1^j \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = (\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1^j - t_1 \tag{9.2}$$

<sup>2</sup> Az eredeti diasor a duális változót  $\pi$ -vel jelöli, ebben a jegyzetben  $\mathbf{y}$ -t használunk

A csökkentett költség a  $\mu_1^r$  változóra:

$$\mathbf{c}_1^T \mathbf{w}_1^r - [\mathbf{y}^T \quad t_1 \quad t_2] \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1^j \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = (\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1^j \quad (9.3)$$

Teljesen hasonlóan mehet a  $\lambda_2^j$  és  $\mu_2^r$  változókra is.

Ahelyett, hogy ezt minden változóra (amiből rengeteg van) meghatároznánk, megoldhatjuk a következő feladatokat (ezek lesznek az *alproblémák*):

$$\begin{aligned} z_1 &= \min (\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1 \\ \text{feltéve, hogy } \mathbf{B}_1 \mathbf{x}_1 &= \mathbf{d}_1 \\ \mathbf{x}_1 &\geq 0 \end{aligned} \quad (9.4)$$

valamint

$$\begin{aligned} z_2 &= \min (\mathbf{c}_2^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_2) \mathbf{x}_2 \\ \text{feltéve, hogy } \mathbf{B}_2 \mathbf{x}_2 &= \mathbf{d}_2 \\ \mathbf{x}_2 &\geq 0 \end{aligned} \quad (9.5)$$

Az optimális költségnek három esete van (a (9.4) alproblémában, de ugyanez igaz a (9.5) alproblémára is):

(1)  $-\infty$

Ekkor a szimplex kimenete egy extrémális sugár  $\mathbf{w}_1^r$ , amire  $(\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{w}_1^r < 0$

**Következtetés:** a  $\mu_1^r$  csökkentett költsége negatív

**Cselekvés:** adjuk hozzá  $\mu_1^r$ -t a mester problémához a következő oszloppal:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \mathbf{w}_1^r \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(2) Véges, de kevesebb, mint  $t_1$

Ekkor a szimplex kimenete egy extrémális pont  $\mathbf{x}_1^j$ , amire  $(\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1^j < t_1$

**Következtetés:** a  $\lambda_1^j$  csökkentett költsége negatív

**Cselekvés:** adjuk hozzá  $\lambda_1^j$ -t a mester problémához a következő oszloppal:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1^j \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(3) Az optimális költség véges, de nem kevesebb, mint  $t_1$

**Következtetés:**  $(\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1^j > t_1$  minden  $\mathbf{x}_1^j$  extrémális pontra és  $(\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{w}_1^r > 0$  minden extrémális sugárra

**Cselekvés:** megállunk, a bázismegoldás optimális

Az első két esetben, ha a csökkentett költség negatív, az azt jelenti, hogy ha ezeket a nem-bázis változókat bevesszük a bázisba, azzal javíthatjuk a megoldás értékét. De így, hogy iteratíván adjuk hozzá az oszlopokat (változókat) a feladathoz, csak azokat a változókat vesszük hozzá, amik ténylegesen segítenek a megoldás javításában.

A harmadik esetben azt kapjuk, hogy nincs olyan változó, ami nincs a problémában, de javítaná a megoldást.

### Csökkentett mesterprobléma (reduced master problem)

A teljes mesterprobléma megoldása helyett használhatunk egy csökkentett változóhalmazt is:  $\tilde{J}_i \subset J_i, \tilde{R}_j \subset R_j$ . Különböző rengeteg oszlopunk (változónk) lenne, amik nagy része haszontalan lenne és csak egy kis része ténylegesen hasznos.

## 9.4. A Dantzig-Wolfe algoritmus

A következőt csináljuk:

1. Vegyünk egy kezdeti lehetséges megoldást és oldjuk meg a csökkentett (korlátozott) mesterproblémát. Itt kapunk majd  $y$ ,  $t_1$  és  $t_2$  értékeket
2. Oldjuk meg a két részproblémát. Ha  $(\mathbf{c}_1^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_1) \mathbf{x}_1 \geq t_1$  és  $(\mathbf{c}_2^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A}_2) \mathbf{x}_2 \geq t_2$ , akkor megállunk az optimális megoldással:

$$x_1 = \sum_{j \in \tilde{J}_1} \lambda_1^j \mathbf{x}_1^j + \sum_{r \in \tilde{R}_1} \mu_1^r \mathbf{w}_1^r$$

$$x_2 = \sum_{j \in \tilde{J}_2} \lambda_2^j \mathbf{x}_2^j + \sum_{r \in \tilde{R}_2} \mu_2^r \mathbf{w}_2^r$$

3. Ha az  $i$ -edik részprobléma nem korlátos, vegyük fel  $\mu_i^r$ -t a mesterproblémába
4. Ha az  $i$ -edik részprobléma korlátos, de csökkentett költsége kevesebb, mint  $t_i$ , akkor vegyük fel  $\lambda_i^j$ -t a mesterproblémába
5. Generáljunk egy oszlopot a belépő változóhoz, oldjuk meg a mesterproblémát és újra kapunk  $y$ ,  $t_1$  és  $t_2$  értékeket. Ugorjunk a 2. lépésre.

## 9.5. Példa

Oldjuk meg az alábbi feladatot a Dantzig-Wolfe algoritmussal:

$$\begin{aligned}
 & \min 4x_1 - x_2 - 6x_3 \\
 & \text{feltéve, hogy } 3x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 17 \\
 & \quad 1 \leq x_1 \leq 2 \\
 & \quad 1 \leq x_2 \leq 2 \\
 & \quad 1 \leq x_3 \leq 2.
 \end{aligned} \tag{9.6}$$

Osszuk szét a korlátozó feltételeket: Legyen  $P = \{x \in \mathbb{R}^3 \mid 1 \leq x_i \leq 2\}$  reprezentálva az  $x_j$  extrém pontjai szerint.

Komplikált feltételek:  $Ax = b$ ,  $A = [3 \ 2 \ 4]$ ,  $b = 17$ .

Kezdés: Induljunk az  $x^1 = (2, 2, 2)$  és  $x^2 = (1, 1, 2)$  extrémális pontokból, valamint a csökkentett mester probléma bázisváltozói legyenek  $\lambda_1, \lambda_2$

*Basismatrix*:  $3\lambda_1 + 2\lambda_2 = 17$

*Restricted master*:  $\min 22\lambda_1 + 17\lambda_2$  s.t.  $3\lambda_1 + 2\lambda_2 = 17$ ,  $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$

*Optimal solution*:  $\lambda_1 = 0.8, \lambda_2 = 0.2$ , *optimal multipliers*:  $t = 4$

*Objective function coefficients*:  $h = [4 \ 1 \ 6]$

*Subproblem*:  $\min x_1 + x_2 - 2x_3$  s.t.  $1 \leq x_1 \leq 2, 1 \leq x_2 \leq 2, 1 \leq x_3 \leq 2$

*Optimal solution*:  $x^3 = (2, 1, 2)$ , *objective function value* –  $5$

*Introduction of  $\lambda_3$  to master with coefficients*:  $3\lambda_1 + 2\lambda_2 + 2\lambda_3 = 17$

*Restricted master problem*:  $\min 22\lambda_1 + 17\lambda_2 + 21\lambda_3$  s.t.  $3\lambda_1 + 2\lambda_2 + 2\lambda_3 = 17$ ,  $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ ,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 \geq 0$

*Optimal solution*:  $\lambda_1 = 0.5, \lambda_3 = 0.5$ , *optimal multipliers*:  $t = 13$

*Subproblem*:  $\min 2.5x_1 - 4x_3$  s.t.  $1 \leq x_1 \leq 2, 1 \leq x_2 \leq 2, 1 \leq x_3 \leq 2$

*Optimal solution*:  $x^1 = (2, 2, 2)$ , *objective function value* –  $13$

*Optimal solution is*:  $x = x^1 + x^3 = 1.5222$