



**DEPARTAMENTO
DE COMPUTACION**

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales - UBA

Implementación de Cortes Generales

11 de diciembre de 2012

Investigación Operativa

Todos Tus Cortes

Integrante	LU	Correo electrónico
Brian Luis Curcio	661/07	bcurcio@gmail.com
Agustin Mosteiro	125/07	agustinmosteiro@gmail.com
Federico Javier Pousa	221/07	fedepousa@gmail.com



Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Universidad de Buenos Aires

Ciudad Universitaria - (Pabellón I/Planta Baja)

Intendente Güiraldes 2160 - C1428EGA

Ciudad Autónoma de Buenos Aires - Rep. Argentina

Tel/Fax: (54 11) 4576-3359

<http://www.fcen.uba.ar>

Índice

1. Introducción	3
2. Cortes Cover	5
2.1. Formulación	5
2.2. Algoritmo de separación	5
2.2.1. Greedy	6
2.2.2. Programación Dinámica	7
2.3. Lifteo	8
3. Cortes Clique	9
3.1. Formulación	9
3.2. Construcción del grafo	10
3.3. Algoritmo de separación	10
4. Resultados	11
5. Conclusiones	15

1. Introducción

En el presente trabajo se presenta la implementación de cortes generales para la resolución de modelos de Programación Lineal Entera, en particular para problemas con todas las variables binarias.

El trabajo tiene varios objetivos, a saber

Interacción con CPLEX CPLEX es un paquete de software comercial y académico para resolución de problemas de Programación Lineal y Programación Lineal Entera. CPLEX es un framework muy poderoso para la resolución de este tipo de problemas, siendo mundialmente reconocido como uno de los dos mejores y más completos softwares para este objetivo.

Uno de los objetivos de este trabajo es conocer el funcionamiento de este paquete no solo mediante la mera interacción para la resolución de problemas, sino intentando reemplazar parte del trabajo que este realiza para lograr un mejor entendimiento.

Cortes de propósito general Otro de los objetivos de este trabajo es poder entender los cortes de propósito general vistos en la materia. Si bien cada problema de Programación Lineal Entera merece un estudio particular para atacarlo, cada vez son más las herramientas generales que se desarrollan para tratar de resolver cualquier problema. Estas herramientas son la pieza fundamental para los paquetes de software de resolución general como CPLEX. Estas herramientas son el complemento ideal a la información particular del problema que puede proporcionar el usuario de CPLEX.

En lo que respecta a planos de corte, en la mayoría de los casos, lo mejor es buscar desigualdades válidas específicas para cada problema. Sin embargo, cuando estas no son halladas, resulta muy útil que CPLEX tenga formas de generar cortes sin importar el problema que se está tratando.

En nuestro caso, se vieron tres tipos de cortes de propósito general. Los cortes *Cover*, *Clique* y *Gomory*

Implementación de cortes Si bien en la materia se ve la teoría y la fundamentación de los cortes anteriormente mencionados, también es un objetivo de este trabajo toparse con las dificultades a la hora de implementar estos cortes. En varios de los cortes el preprocesamiento necesario y el algoritmo de separación no son triviales de implementar, incluyendo decisiones que tienen fuerte impacto en la performance de los mismos, tanto desde el punto de vista de la calidad del corte encontrado como desde el tiempo de ejecución consumido.

Por ejemplo, un caso claro donde se nota que la implementación no es trivial es en los cortes de Gomory. Estos utilizan información de la relajación lineal de cada nodo del árbol de branch-and-bound, que no es fácilmente accesible ya que CPLEX trabaja con una versión reducida del problema original por cuestiones de eficiencia, por lo que no es simple realizar una correspondencia entre el problema reducido y el original. Es por esto que la implementación de los cortes de Gomory quedó fuera del trabajo ya que representaba un obstáculo solamente de traducción de las variables y no de algún punto interesante para analizar de la materia.

Comparación entre diferentes métodos de resolución Por último se buscará realizar una comparación entre diferentes métodos de resolución general.

- Branch-and-Bound: Resolución automática de CPLEX, quitando todo el preprocesamiento posible y la capacidad de generar cortes, para que la resolución sea simplemente por el árbol de Branch-and-Bound.
- Cut-and-Branch: Es un caso particular de aplicación de cortes, en donde los mismos solo se aplican al nodo raíz del árbol. La idea de esto es poner bastante esfuerzo computacional es

fortalecer el problema original de la mejor manera que se pueda, para luego lanzar un Branch-and-Bound clásico, pero que debería tomar menos tiempo al trabajar sobre una formulación más fuerte.

- Branch-and-Cut: Mezcla el árbol de Branch-and-Bound manejado por CPLEX con los cortes implementados en el trabajo. Los cortes se aplican en cada nodo del árbol para cortar soluciones fraccionarias óptimas.

2. Cortes Cover

2.1. Formulación

Los cortes cover son cortes generales que estan relacionados con restricciones mochila del problema a tratar.

Una restricción mochila es una desigualdad de la forma

$$\sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i \leq b \quad (1)$$

En donde el b debe ser un número entero y los a_i deben ser enteros y positivos.

Este tipo de desigualdades indican que al juntar varias variables con pesos positivos no puede ser mayor a cierto valor b . Esto induce a ciertas desigualdades válidas que se denominan desigualdades *cover*. Un *cover* es un conjunto de variables que, al tenerlos todas juntas con valor 1, violan una desigualdad mochila ya que se exceden de lado derecho permitido.

Por ejemplo, si se tiene la desigualdad

$$3x_1 + 5x_2 + x_3 \leq 7 \quad (2)$$

se observa que las variables x_1 y x_2 forman un cover, ya que no se podrían tener ambas en 1 en una solución factible. Obviamente, al tener un cover y agregar cualquier otra variable, se tiene nuevamente un cover porque ya de antemano se estaba excediendo el valor de b . Se dice que un cover es *minimal*, cuando no se puede sacar ninguna variable del conjunto y seguir teniendo un cover. En este caso los covers son $\{1,2,3\}$ y $\{1,2\}$, pero solamente el segundo conforma un cover minimal.

Luego, lo que dice intuitivamente esta situación es que dado un cover C , en cualquier solución factible del problema no se pueden tener todas las variables pertenecientes a C con valor 1. Al menos una de las variables debe estar *apagada*.

Formalmente, un cover C para una desigualdad mochila induce la siguiente desigualdad válida para el modelo.

$$\sum_{i \in C} x_i \leq |C| - 1 \quad (3)$$

2.2. Algoritmo de separación

Para lograr introducir cortes cover se guardan todas las restricciones mochila desde un principio para luego ver que desigualdades válidas están violadas en cada nodo repasando cada una de las desigualdades mochilas originales.

Si bien no todas las restricciones del problema original son restricciones mochilas con las características pedidas, hay formas de reformular las restricciones para que se conviertan en desigualdades mochilas a ser revisadas para generar potencialmente desigualdades cover.

Existen varias formas de reformulación más y menos complejas para convertir las desigualdades originales. En este caso se utilizó un preprocesamiento simple que consiste en invertir el orden de las desigualdades que en el problema original esten con signo \geq . Se notó que en varias de las instancias utilizadas, muchas de las restricciones se encuentran formuladas por mayor igual y con un simple cambio de signo se logra reformular la desigualdad de forma que si cumpla con los requisitos necesarios para ser desigualdad mochila candidata a generadora de cortes cover.

Una vez que se tienen todas las desigualdades mochila del problema original, el algoritmo de separación consiste en ver en cada nodo, cada una de las desigualdades originales, y buscar si la solución de la relajación lineal del nodo actual viola o no la desigualdad cover inducida por la mochila.

Para ver si existe un cover violado se utiliza el siguiente razonamiento, donde se denomina x^* a la solución del nodo actual.

Una desigualdad cover es de la forma

$$\sum_{i \in C} x_i \leq |C| - 1 \quad (4)$$

Despejando la desigualdad anterior se puede obtener la siguiente expresión

$$1 \leq \sum_{i \in C} (1 - x_i) \quad (5)$$

Luego, ver si existe un cover violado es análogo a ver si existe un cover que cumpla la siguiente desigualdad

$$1 > \sum_{i \in C} (1 - x_i^*) \quad (6)$$

Resolver esta cuestión es análogo a resolver el siguiente problema de optimización

$$\text{minimizar } \sum_{i=1}^n (1 - x_i^*) \cdot y_i \quad (7)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i=1}^n a_i \cdot y_i > b \quad (8)$$

Donde y representa el vector característico de pertenencia a un cover.

Se esta buscando minimizar la función objetivo, pero cumpliendo la desigualdad presentada. Si el valor de la minimización da menor a 1, entonces se encontro el vector característico para un cover violado ya que, por la restricción, los pesos suman más que el b permitido y, por la función objetivo, violan fehacientemente la desigualdad cover asociada.

Algo importante a notar es que como todos los valores que se manejan son enteros, la restricción del anterior modelo se puede reemplazar por una en donde se utilice un mayor igual, en vez de un mayor estricto.

$$\sum_{i=1}^n a_i \cdot y_i \geq b + 1 \quad (9)$$

El problema de separación original se tradujo en resolver el problema de optimización recientemente presentado. A continuación se presentan las diferentes formas de resolver o aproximar este problema.

2.2.1. Greedy

Una primer idea posible para resolver este problema es hacerlo mediante un algoritmo goloso.

Si bien esta idea no resuelve el problema hasta la optimalidad, puede dar una muy buena aproximación a la solución real. Además es importante destacar que no se necesita necesariamente el mínimo del problema presentado, con obtener cualquier y factible que su función objetivo valga menos que 1, se estará encontrando un cover violado por el óptimo de la relajación lineal del nodo actual.

En el problema hay que ver cuales variables se eligen para hacer lo más chico posible la función objetivo, pero a la vez es importante poder hacer válida la restricción, eligiendo variables que tengan costos asociados altos.

El algoritmo goloso diseñado trata de encontrar una solución teniendo en cuenta los dos factores mencionados. Lo que se hizo fue ir eligiendo las variables golosamente, para esto se ordenó las variables de forma decreciente respecto del valor $a_i/(1 - x_i^*)$. Este valor asociado tiene el doble objetivo de tratar de tomar variables con costos asociados altos, pero que tengan un pequeño valor asociado en la función objetivo.

Luego de tener ordenadas las variables por el criterio expuesto, se van tomando las variables golosamente hasta que se cumpla la restricción. Cuando sucede esto solo resta saber si la función objetivo tiene valor por debajo de 1 o no.

A continuación se presenta el pseudocódigo de este algoritmo de separación aproximado.

pseudo

```
function COVERGREEDY
   $y \leftarrow \vec{0}$ 
end function
```

2.2.2. Programación Dinámica

Una segunda opción para resolver el problema de optimización propuesto es utilizar un algoritmo exacto mediante la técnica de programación dinámica.

Esta técnica se basa en obtener el óptimo para un problema, asumiendo que ya se tienen los óptimos para los subproblemas que lo conforman y que el óptimo del problema original esta necesariamente conformado por algunos de los óptimos de los subproblemas.

En este caso, el problema que se irá resolviendo será el de obtener la mínima función objetivo si se usa hasta el ítem i de los n disponibles, y se quiere sobrepasar el peso \tilde{b} .

Cuando i sea igual a n y \tilde{b} sea igual a b , se estará obteniendo la mínima función objetivo utilizando todos los ítems y teniendo como restricción la desigualdad original del problema que se necesitaba resolver. Luego, si este valor es menor a 1 significa que hay una desigualdad cover violada para introducir como plano de corte.

Para resolver un problema con un i y un \tilde{b} particulares la idea es basarse en los dos siguientes casos.

- Se usa el ítem i en la solución, entonces la mejor función objetivo es la que era la mejor solución cuando se utilizaba hasta el ítem $i-1$ y se quería sobrepasar $\tilde{b}-a_i$, sumado al valor por utilizar el ítem i (o sea $1-x_i^*$).
- No se utiliza el ítem i en la solución, entonces la mejor función objetivo es la que era la mejor solución cuando se utilizaba hasta el ítem $i-1$ y se quería sobrepasar \tilde{b} .

Luego, el óptimo para el problema actual resulta de tomar la mejor opción entre las dos propuestas.

Es importante notar que en ambas opciones se utilizan óptimos de problemas que incluyen una menor cantidad de ítems por lo que ya se suponen resueltos si los mismos se van resolviendo en un orden adecuado.

A continuación se presenta el pseudocódigo para este algoritmo de separación

pseudo

```
function COVERDP
end function
```

A diferencia del algoritmo greedy, el algoritmo por programación dinámica siempre encuentra el óptimo al problema planteado por lo que si existe desigualdad violada, va a ser hallada por este algoritmo, mientras que podía suceder que la versión greedy no lo lograra.

Sin embargo, se nota que el algoritmo de programación dinámica tiene una complejidad temporal perteneciente a $\mathcal{O}(N*b)$, siendo N la cantidad de variables y b el rhs de la única desigualdad

del modelo. Este tipo de algoritmos, en los que la complejidad depende del valor numérico de la entrada y no de su tamaño, se denominan algoritmo pseudopolinomiales y su tiempo de ejecución podría resultar prohibitivo si se cuenta con un b muy grande; mientras que el algoritmo greedy si resulta polinomial.

2.3. Lifteo

Algo interesante a realizar con una desigualdad válida que se quiere ingresar como plano de corte, es analizar la posibilidad de *liftearla* para fortalecerla. *Liftear* una desigualdad por menor o igual significa hacer crecer los coeficientes que acompañan a las variables, obviamente siempre y cuando la desigualdad siga siendo válida. Cuando se habla de hacer crecer los coeficientes puede ser tanto incrementando los de las variables que ya se encuentran en la desigualdad, como agregando variables a la desigualdad con coeficientes positivos.

En el caso de las desigualdades cover existe un lifteo que es simple de demostrar su validez y a la vez es simple de implementar. Si ya se cuenta una desigualdad cover, se puede agregar a la desigualdad cualquier variable que tenga un a_i asociado mayor o igual a todos los a_i de las variables que ya se encuentran en la desigualdad.

tal vez
explicar
porque
pasa

3. Cortes Clique

3.1. Formulación

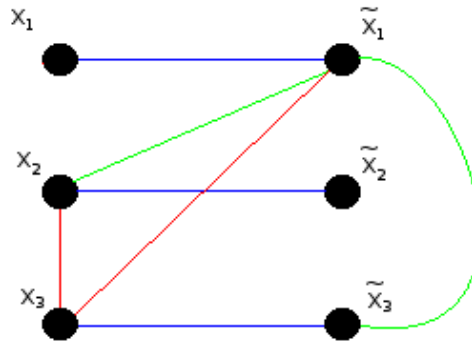
Lo cortes clique como el nombre lo indica requieren algún grafo subyacente del cual se puedan inferir cortes. Antes de explicar los cortes, vamos a comentar el grafo de nuestro problema.

Las instancias a resolver fueron restringidas a instancias con todas las variables binarias. Existen grafos que sirven para representar este tipo de problemas y son los grafos de conflictos. Lo que nos dice el grafo de conflicto es si existen combinaciones de pares de nodos que no pueden ocurrir, es decir, dadas las restricciones de nuestro problema puede existir variables x_2 y x_3 tal que que si las dos estan en 1, el conjunto de restricciones se vuelve infactible (como en la ecuación 1). De la misma manera puede ocurrir que x_2 este en 1, y x_1 esta en 0 y que tambien así el conjunto de restricciones sea infactible (como en la ecuación 2).

$$-3x_1 + 3x_2 + 5x_3 \leq 3 \quad (10)$$

$$4x_1 - 1x_2 + 3x_3 \geq 3 \quad (11)$$

Por lo tanto, existen combinaciones de pares de nodos que no pueden ocurrir en nuestro problema, cada combinación que no pueda ocurrir es un eje en nuestro grafo de conflictos. Para representar este grafo, tenemos un conjunto \mathcal{V} dos nodos por cada variable, x_i representando la variable x_i en 1, y \tilde{x}_i para la variable x_i en 0. Por lo tanto, nuestro conjunto \mathcal{E} de ejes son los pares de nodos que no pueden ocurrir en nuestro problema, entre ellos, los que conectan a x_i con \tilde{x}_i como muestra la FIGURA1.



Una vez que tenemos armado el grafo, se puede ver que las soluciones factibles, son en realidad conjuntos independientes en nuestro grafo (ie: no existen dos nodos conectados con un eje, porque estan conectas las que hacen problema infactible). Por lo tanto cada eje representa también una restricción en el problema dependiendo la combinación variables.

- Si los nodos x_i y x_j son vecinos tenemos una restricción del estilo $x_i + x_j \leq 1$
- Si los nodos x_i y \tilde{x}_j son vecinos tenemos una restricción del estilo $x_i + 1 - x_j \leq 1$
- Si los nodos \tilde{x}_i y x_j son vecinos tenemos una restricción del estilo $1 - x_i + x_j \leq 1$
- Si los nodos \tilde{x}_i y \tilde{x}_j son vecinos tenemos una restricción del estilo $1 - x_i + 1 - x_j \leq 1$

Una idea ingenua podria insertar todos estas restricciones a nuestro problema, reduciendo así la posibilidad de que tener soluciones no factibles. Pero al aumentar la cantidad de restricciones

considerablemente, se tarda más en resolver el problema por el método simplex. Por lo que vamos a insertar las restricciones a medida que resulten convenientes.

Cuando resulta conveniente? Si en la relajación lineal se viola alguna restricción, va a ser conveniente cortar soluciones de ese tipo. Como la solución será un conjunto independiente en el grafo de conflictos, entonces, todas las cliques en nuestro grafo tienen a lo sumo un nodo como parte de la solución. Entonces si al encontrar la relajación lineal encontramos una clique que viole esta condición, entonces insertamos la restricción de la clique a nuestro problema.

$$\sum_{i \in K} x_i \leq 1 \quad (12)$$

3.2. Construcción del grafo

Lo primero que debemos hacer por lo tanto es construir el grafo de conflictos que mencionamos en la sección anterior (¡REFERENCIA COPADA). Si la instancia del problema lo permite, realizamos fuerza bruta sobre todas las posibilidades. Es decir, para cada par de variables y para cada combinación de variable en 1 y variable en 0, buscamos si el conjunto de restricciones es infactible.

Para ver si el conjunto de restricciones es factible dado que tenemos dos variables que sabemos que tienen un valor fijo, lo que hacemos es buscar todas las restricciones que contengan a estas dos variables y ver si existe una valuación tal que sea factible. Esto se puede hacer de manera golosa, ya que las restricciones que son por menor o igual, basta poner en 1 todas las variables con coeficiente negativo, y en 0 todas las variables que tengan coeficiente positivo. Si usando esta valuación la restricción resulta infactible se puede probar que el conjunto de restricciones es infactible para esta combinación de nodos. De manera analoga para las restricciones por mayor o igual, intentaremos que las variables que tengan coeficiente positivo estén en 1, y las demás en 0 (recordando que hay 2 nodos cuyo valor es fijo).

Para los casos donde no sea posible (ya sea porque hay demasiados ejes en el grafo de conflictos, o porque tarda demasiado). Lo que hacemos es quedarnos con un conjunto al azar de variables, y probar sobre estas si existen ejes.

3.3. Algoritmo de separación

buscar es clique es np-conchatuma
generamos clique maximales
heuristica
ordenamos por mayor de xestrella, vamos agarrando los mas grandes que tienen ejes con todos los anteriores voila

4. Resultados

En esta sección se presentan los resultados obtenidos en las diferentes combinaciones de métodos de resolución y cortes utilizados. Dichas combinaciones fueron

- Branch-and-Bound por defecto de CPLEX. (B&B)
- Cut-and-Branch con cortes Cover. (C&B-Cov)
- Cut-and-Branch con cortes Clique. (C&B-Cli)
- Cut-and-Branch con ambos cortes. (C&B-CC)
- Branch-and-Cut con cortes Cover. (B&C-Cov)
- Branch-and-Cut con cortes Clique. (B&C-Cli)
- Branch-and-Cut con ambos cortes. (B&C-CC)

Para cada una de estas instancias se resolvió reportar y analizar los tiempos de ejecución, que suele ser la medida más importante a la hora de analizar este tipo de algoritmos; la cantidad de nodos explorados y la calidad de la cota dual conseguida en el nodo raíz.

La idea original del trabajo era realizar las corridas pertinentes sobre instancias de la MIPLIB, pero dado el tamaño de las instancias se decidió generar instancias propias con tamaños manejables por los algoritmos utilizados, con el objetivo de poder visualizar en un tiempo razonable las diferencias entre las diferentes opciones.

Todas las corridas se realizaron sobre una CPU INTEL CORE 2 DUO 2.8 GHZ 2GB RAM, utilizando la versión 12.4 de CPLEX.

En la siguiente tabla se muestra la información de las instancias utilizadas, mostrando la cantidad de columnas del problema, la cantidad de filas, la cantidad de desigualdades que ya son cover (dado que por como estan generadas las instancias todas son desigualdades mochila); y por último se encuentra la cantidad de ejes presentes en el grafo de conflicto utilizado para las desigualdades clique.

Método \ Instancia	CantCol	CantFil	Cover	Ejes Grafo Conflicto
Inst1	23	14	3	126
Inst2	50	20	0	290
Inst3	102	49	4	626
Inst4	255	124	12	1554
Inst5	342	165	12	2062
Inst6	359	171	17	2236
Inst7	407	197	18	2496
Inst8	450	212	16	2716
Inst9	484	236	19	2852
Inst10	550	256	14	3334
Inst11	637	308	26	3822
Inst12	1497	717	59	9104

Cuadro 1: Información de las instancias

A continuación, se presentan los tiempos de ejecución para cada una de las instancias en cada una de las combinaciones mencionadas. Para cada corrida se fijó un tiempo límite de 20 minutos. En el caso de que se alcance el tiempo máximo establecido, lo que se reporta es el gap alcanzando.

Ins \ Mét	B&B	C&B-Cov	C&B-Cli	C&B-CC	B&C-Cov	B&C-Cli	B&C-CC
Inst1	0.028	0.02	0.01	0.02	0.02	0.02	0.03
Inst2	0.35	0.04	0.03	0.03	0.04	0.04	0.03
Inst3	439.36	0.07	22.34	0.06	0.07	0.78	0.07
Inst4	(34.30 %)	5.22	(10.40 %)	0.61	1.66	(8.26 %)	0.67
Inst5	(49.52 %)	62.92	(32.17 %)	5.54	40.85	(25.20 %)	7.18
Inst6	(39.19 %)	21.41	(24.47 %)	1.04	6.16	(16.02 %)	1.01
Inst7	(45.05 %)	253.80	(27.39 %)	19.56	207.82	(19.51 %)	55.54
Inst8	(46.75 %)	1013.47	(35.44 %)	151.50	824.36	(23.35 %)	313.26
Inst9	(49.42 %)	123.65	(35.69 %)	13.14	8.16	(21.34 %)	4.51
Inst10	(50.12 %)	1175.68	(30.95 %)	16.73	297.48	(22.90 %)	72.96
Inst11	(49.78 %)	626.17	(31.50 %)	9.29	235.80	(19.64 %)	15.00
Inst12	(64.27 %)	(5.55 %)	(45.55 %)	(2.77 %)	(4.12 %)	(28.67 %)	(1.87 %)

Cuadro 2: Tiempos de ejecución

De la anterior tabla, hay varios resultados interesantes a analizar.

En primer lugar es claro que el Branch-and-Bound solo es la peor de las combinaciones, siendo este un resultado esperado de antemano.

Luego se observa que la inclusión de las desigualdades clique es beneficiosa para el algoritmo, ya que los gaps conseguidos son sustancialmente más bajos que los conseguidos solo con el Branch-and-Bound, también se observa que hay una notoria diferencia entre la inclusión de los cortes solo en el nodo raíz y en todos los nodos del algoritmo, de hecho la reducción del gap entre estos dos casos es casi tan grande como la reducción del gap entre el primer caso y el branch-and-bound en la mayoría de los casos. Sin embargo, se nota que la sola inclusión de este corte no logra resolver casi ninguna instancia de las presentadas.

Por otro lado, observando los cortes cover, se puede visualizar un gran incremento en la calidad del algoritmo en cuanto al tiempo de ejecución se refiere. La sola inclusión de las desigualdades cover en el nodo raíz ya hace que la mayoría de las instancias sean resueltas en el tiempo fijado. Nuevamente, al igual que en las desigualdad Clique, se puede observar que el método de Branch-and-Cut es notoriamente superior a incluir cortes solo en el primer nodo.

Luego, se observan los mejores resultados cuando se combinan los dos cortes propuestos. Incluir los dos cortes propuestos resulta en mejoras considerables del tiempo de ejecución en todas las instancias presentadas y por grandes márgenes. Un resultado interesante cuando se combinan los cortes es que en casi todas las instancias ahora la mejor combinación resulta a ser el Cut-and-Branch en vez del Branch-and-Cut, es decir que resulta más conveniente fortalecer el nodo raíz y luego lanzar un Branch-and-Bound sobre el problema fortalecido, que ir buscando cortes en todos los nodos del árbol recorrido.

Una posible explicación para esto proviene del hecho de que cuando solo se tienen en cuenta dos variables, una desigualdad clique es también una desigualdad cover y por lo tanto se utiliza mucho tiempo ejecutando los algoritmos de separación en cada uno de los nodos, muchas veces encontrando la misma desigualdad violada.

A continuación se observan la cantidad de nodos procesados por cada método en cada instancia.

Método \ Instancia	B&B	C&B-Cov	C&B-Cli	C&B-CC	B&C-Cov	B&C-Cli	B&C-CC
Inst1	121	9	26	9	11	26	11
Inst2	1713	21	64	5	10	52	5
Inst3	1784716	21	79305	13	11	943	7
Inst4	2597655	7338	2614682	399	1275	456508	116
Inst5	2218211	83018	2198464	6541	29007	342221	1716
Inst6	2133152	24488	2123171	549	3781	318212	85
Inst7	1970321	292520	1949330	20163	127452	281831	11483
Inst8	1823566	1035270	1795256	159417	457015	259647	58220
Inst9	1700896	121732	1721985	12070	3722	240533	648
Inst10	1507069	1025320	1572922	11010	132581	204558	11557
Inst11	1349057	493905	1435534	5587	94046	177712	1937
Inst12	628987	519323	649291	547822	222469	72630	62321

Cuadro 3: Cantidad de nodos

Al igual que en los tiempos de ejecución, la anterior tabla muestra tendencias marcadas que se condicen en todas las instancias.

En primer lugar se nota que este caso la cantidad de nodos que procesan el Branch-and-Bound y la versión clique en Cut-and-Branch estan en el mismo orden, esto se debe a que en el segundo caso solo se está poniendo un poco más de esfuerzo en el nodo raíz pero no alcanza para resolver las instancias en los tiempos dados por lo que en ambos casos se está cortado la ejecución por tiempo límite y ambas combinaciones terminan procesando una cantidad similar de nodos.

Luego, se puede ver que si bien el Branch-and-Cut con cortes clique también cortaba por tiempo, se observa que, logicamente, la cantidad de nodos procesados en este es bastante menor, porque se está poniendo más esfuerzo computacional en cada nodo para encontrar mejores cortes que eviten menos *branching* del arbol de resolución.

Nuevamente las desigualdades cover por si solas ya son una muy buena mejora a la opción sin cortes, ya solo en Cut-and-Branch se puede observar como casi todas las instancias se resuelven hasta la optimalidad explorando una cantidad de nodos muchísimo menor a las combinaciones analizadas recientemente. Al igual que en las desigualdad clique, se puede observar que la cantidad de nodos necesitados por el Branch-and-Cut para llegar hasta la optimalidad es mucho menor a solamente fortalecer la formulación en el nodo raíz.

Por último, se observa nuevamente como la combinación de las dos familias de cortes muestran una mejoría notable. La cantidad de nodos procesados por las combinaciones de los cortes esta en menos del 10 % de los nodos utilizados por el resto de los casos en la mayoría de las instancias, excepto por las instancias muy pequeñas que se resuelven casi instantaneamente.

Si bien en la tabla anterior se pudo apreciar que la mejor combinación en cuanto a tiempos de ejecución resulto ser el Cut-and-Branch con las dos familias de cortes, es lógico que ahora esa tendencia sea la inversa en cuanto a la cantidad de nodos se refiere. La cantidad de nodos explorados por el algoritmo de Branch-and-Cut es casi siempre menor a los explorados por el Cut-and-Branch. Nuevamente esta tendencia se explica por el esfuerzo realizado en cada nodo para obtener mejores cotas duales.

A continuación, se presentan las cotas duales que se cuentan al salir del nodo raíz en cada instancia para cada una de las combinaciones procesadas.

Dado que solo se realiza el estudio de cortes sobre el nodo raíz, no tiene sentido hacer la distinción entre Cut-and-Branch y Branch-and-Cut

Instancia \ Método	B&B	Cov	Cli	CC
Inst1	63.102984	50.718318	57.290728	50.718318
Inst2	131.694127	96.169751	105.196265	91.543583
Inst3	241.328893	177.003756	233.579693	176.221233
Inst4	657.440072	475.573907	636.544978	468.910325
Inst5	941.943356	632.583498	920.353932	626.323623
Inst6	909.175963	655.330574	883.845455	644.841459
Inst7	1111.512719	789.187803	1089.283174	778.825366
Inst8	1111.091109	799.345685	1074.689065	793.736217
Inst9	1337.292364	923.283656	1321.944489	916.926981
Inst10	1461.620012	1027.316771	1416.152038	1012.057732
Inst11	1689.316530	1190.200534	1654.273710	1185.898751
Inst12	4016.096160	2793.529570	3911.505935	2748.371351

Cuadro 4: Relajación inicial

Dado que las instancias utilizadas son todas problemas de optimización, lo deseable sería obtener valores lo más pequeños posibles para las cotas duales.

En esta tabla la tendencia que se venía dando con los anteriores resultados es irrefutable, en absolutamente todas las instancias se puede ver que el Branch-and-Bound obtiene las peores cotas duales, lo cual es lógico porque todos los demás métodos comienzan con esta solución como punto de partida.

Luego se encuentra la inclusión de las desigualdades clique que en todas las instancias mejora las cotas del Branch-and-Bound, pero los resultados obtenidos se encuentran en el mismo orden de magnitud.

Ya si con una diferencia notoria se encuentra la utilización de la desigualdades cover, que en los casos más interesantes logran cotas que están en el orden de los dos tercios de las conseguidas por las desigualdades clique.

Por último, la mejor columna en todos los casos es la perteneciente a la combinación de las dos familias, reforzando una vez más el hecho de que es importante la inclusión de este tipo de cortes generales. Si bien esta es la mejor columna de las 4, cabe notar que no muestra mucha diferencia con los resultados arrojados por las desigualdades cover.

Como análisis general, se observa que la inclusión de las dos familias de cortes generales resulto beneficioso en todos los aspectos presentados, mostrando grandes diferencias con el método que se contaba originalmente, el Branch-and-Bound.

5. Conclusiones

- es bueno fortalecer el nodo raiz
- aguante los cortes
- tal vez a las clique les falta mejorar la implementacion (la otra separacion de clique)
- cplex igual la descoce
- fallamos con miplib