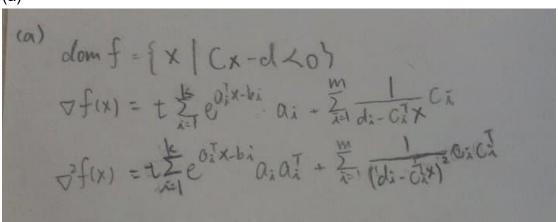
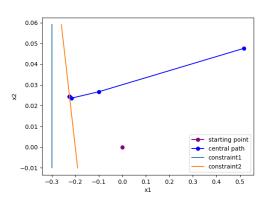
Report

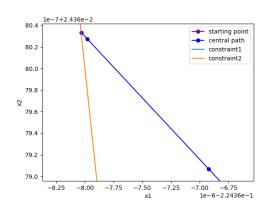
(a)



Setting 1:

(I)-(i), (I)-(ii)

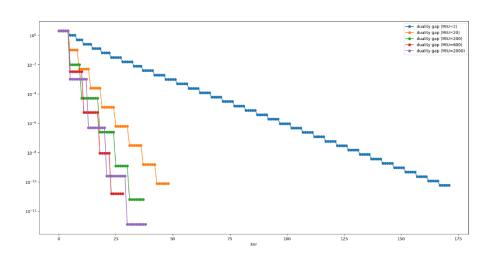




(m)

明顯的 central path 往 boundary 走。另外,只有 constraint2(- x_1 - x_2 <0.2)被 activate,constraint1 則 inactivate。

(n)



 μ 越大則 inner loop 需要越多 step,但一次可以使 duality gap 下降更多讓 outerloop 可以少一點 step,因此中間的 trade-off 是影響效能的關鍵,在這個 數字設定下 μ =200~2000 表現比小 μ 好(總 step 比較少)。

(o)

Mine:

Optimal value = 2.58226629

Optimal x = [-0.22436803, 0.02436803]

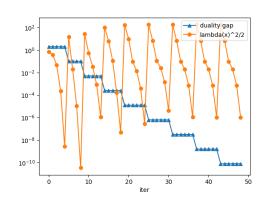
CVX toolbox:

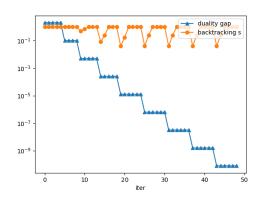
Optimal value = 2.5822662770806897

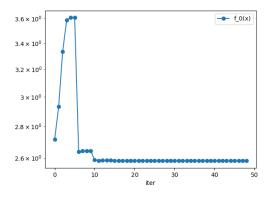
Optimal x = [-0.22436803, 0.02436804]

我的結果與 toolbox 算出來的結果非常接近。

(p), (q), (r)





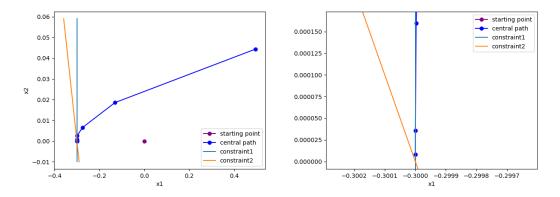


- (p) 從 $\Lambda^2/2$ 和 duality gap 可以看出來,每更新一次 t(duality gap 出現一個 step),inner loop 像是用 Newton's method optimize 一個新問題, $\Lambda^2/2$ (這個新問題的 duality gap)會在幾個 step 內下降到 1e-5 以下就跳出來、增大 t、重複 直到 outer loop 的 duality gap 夠小(1e-10)。
- (q) 每更新一次 t,前幾次的 Newton step 容易變太大導致走到 infeasible 的地方,所以 s 到很小才能走進 feasible 區域,後面越來越接近(該 t 的)optimal point 後 step 就可走很準,所以 s 就不太需要縮小了(s=1 就是最好的一步)。
- (r) fo 並沒有總是下降,但我們的方法仍是 descent method,我們是照著 f 適合

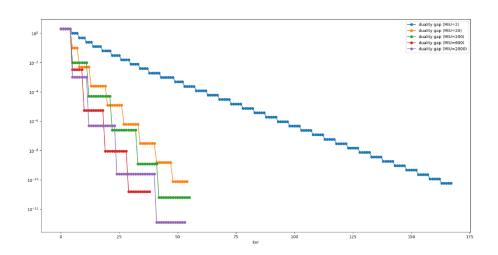
的方向走,也就是在 f_0 +log barrier 這個 function 上仍是總是下降的(在同一個 t),雖然一開始 f 和 f_0 下降的方向不同導致 f 下降 f_0 上升,但隨著 t 上升,f 和 f_0 越來越近似,所以 f 下降 f_0 也會跟著下降最後到達 optimal value。

Setting 2:

(I)-(i), (I)-(ii)



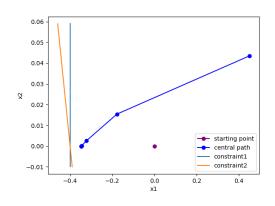
(m) 只有 constraint1(-x₁<0.3)被 activate,constraint2 則 inactivate。 (n)

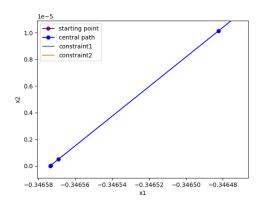


在這個數字設定下仍然是 μ =200~2000 表現比小 μ 好(總 step 比較少)。

Setting 3:

(I)-(i), (I)-(ii)

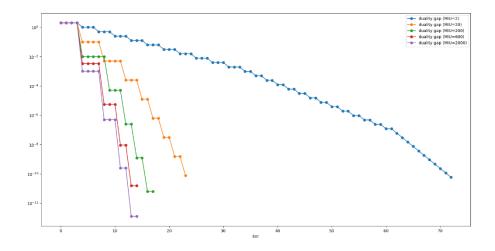




(m)

兩個 constraint 都沒有被 activate。

(n)



這題因為 constraint 都不會被 activate,所以 outer loop 其實可以直接走大步一點(inner loop 都可以很快讓收斂),所以 μ =2000 時表現最好。