

地下水模型校准理论与实践

Visual ModFlow 4.1中文版培训教程

中国地质大学（北京）

2008年12月12日



北京水淼国际科技有限公司

Beijing Water International Ltd.

为什么要进行模型校准

- ▶ 进行地下水模拟需要各种参数，在很多情况下，这些参数并不准确。
 - K_x 、 K_y 、 K_z 、 S_s
 - 模型外部边界和内部边界
- ▶ 使用内插法确定参数也会引进误差。
 - 内插的形式不同
 - 很多参数与尺度相关
 - 内插会丢失含水层非均质信息

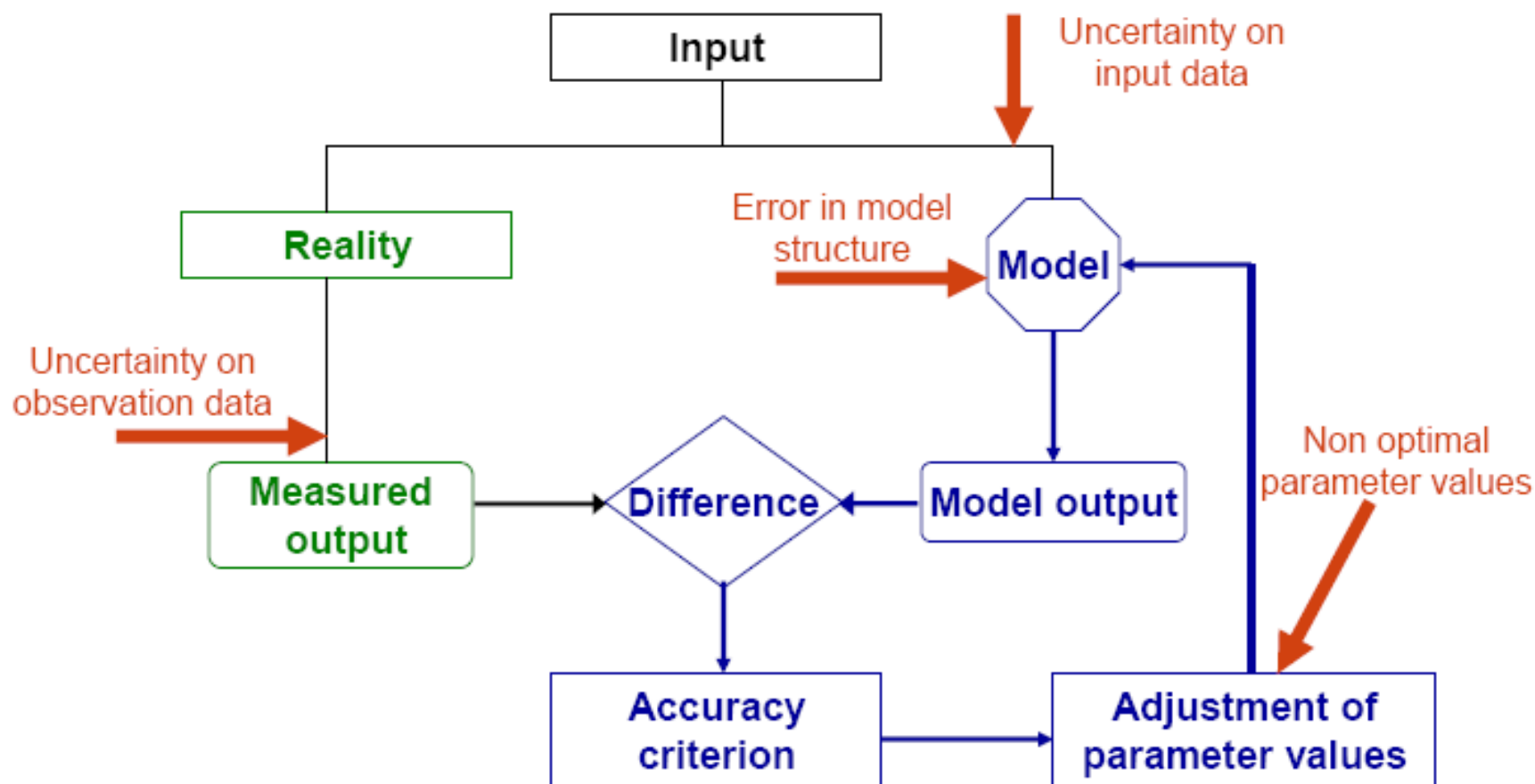


为什么要进行模型校准

- ▶ 由于参数的不确定性，很多时候需要从野外数据入手对模型进行反推，从而校正模型参数。
 - 水头
 - 渗透系数
 - 河流补给
 - 地下水年龄
 - 地下水流向和速率



地下水模型不确定性分析



什么是模型校正和模型验证？

- ▶ 模型校正是以降低模型残差为目的而进行的参数调整
- ▶ 从而使模型能够在校准期准确再现系统真实行为
- ▶ 模型验证确保模型能够在模拟期准确再现系统真实行为



模型校正方法分类

▶ 正向调参 (Trial and Error)

- 按照模型对输入变化的反应逐次对输入参数进行调整

▶ 逆向调参 (Inverse Modeling)

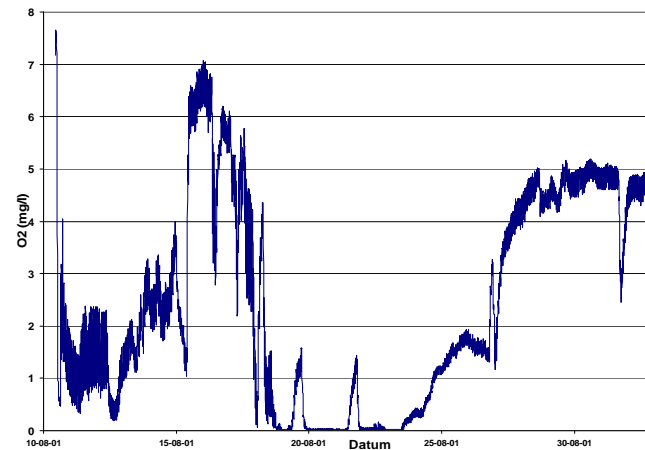
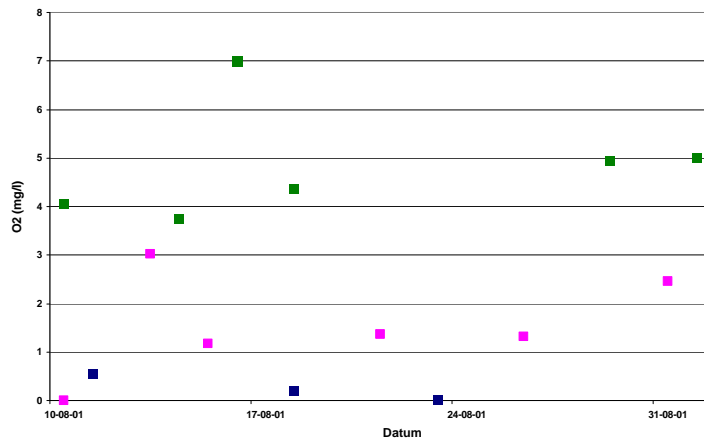
- 分析模型对何种参数最为敏感 (灵敏度分析)
- 选定需要调整的参数, 确定优先级, 确定阈值范围
- 用自动方法多次运行模型
- 使用既定的算法在较少的运行次数条件下找到全局最优解



模型校正目标-水头

► 时间序列

- 单次野外测量。数据质量如何，代表性如何。
- 长时间测量数据
- 长时间高频率测量数据



模型校正目标-河流补给量

- ▶ 一个水文地质年中枯水期流量一般可视为地下水向河流的排泄量
- ▶ 确定河流补给量的实例。。。





CTD调查-有效的河流补给量计算方法

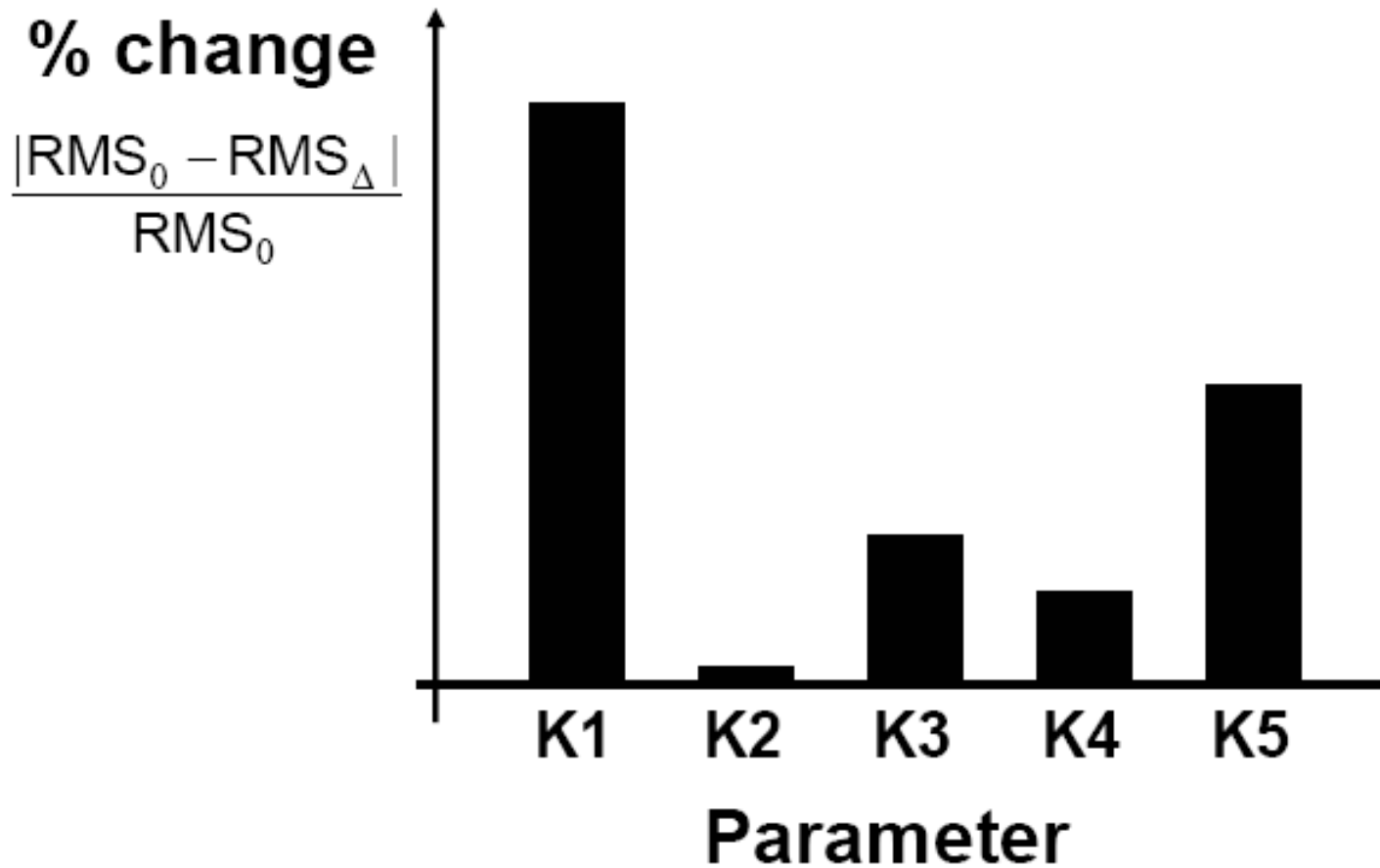


调参内容

- ▶ K_x, K_z (S, S_y)
- ▶ 河床 conductance
- ▶ 垂向补给
- ▶ 边界条件 (定水头, 定流量)
- ▶ 抽水量
- ▶ (如果有溶质运移模拟) θ, α, K_d



灵敏度分析-找出最敏感的模式参数



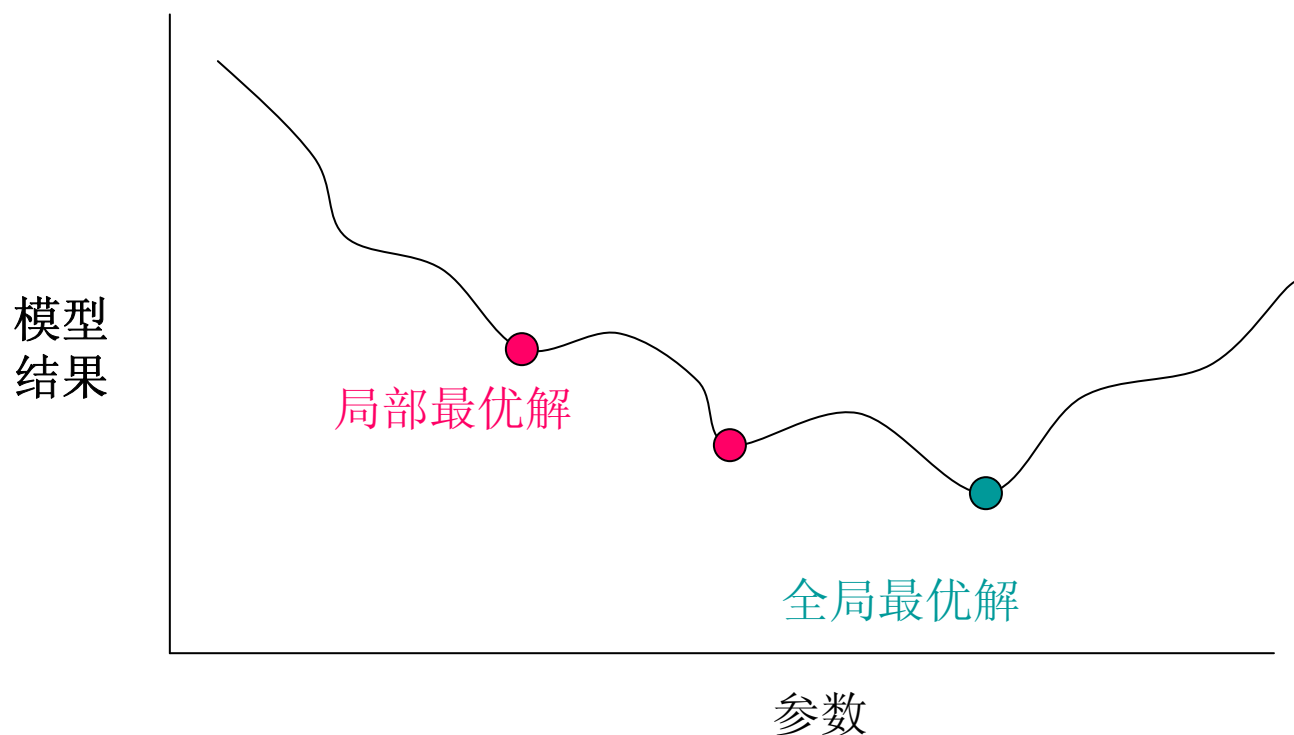
模型校正中常见问题

- ▶ 各个参数的最佳组合不唯一
 - 各个参数可能是相互关联的，由此导致的结果是多个不同的参数组合可能给出完全相同的模拟结果
- ▶ 某些模型计算量过大，运行一次需要花费大量时间
- ▶ 某些模型分区过多，参数过多，校正无法收敛
- ▶ 模型对参数变化并不敏感，校正需要的次数过多



模型校正中常见问题

- ▶ 绝大多数的模型校正问题归根结底都表现为如何用**最少**的模拟次数找到全局最优解。

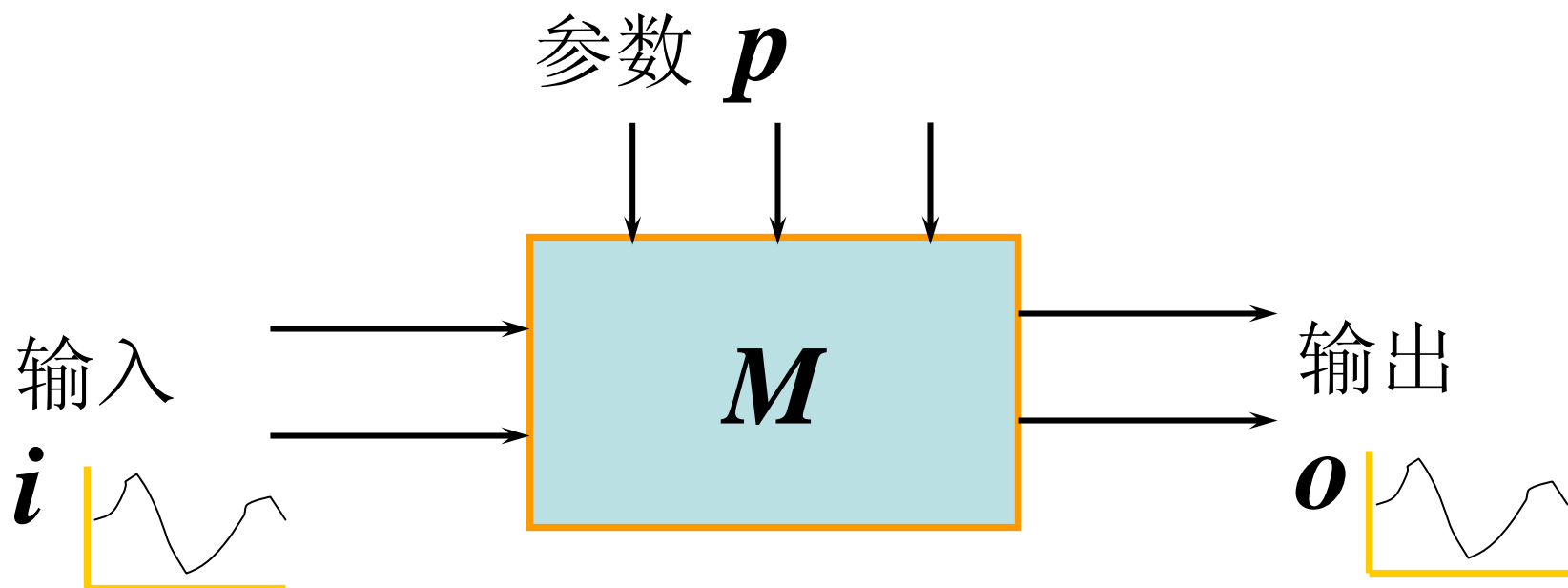


模型校正中常见问题

- ▶ 如果使用传统的**正向调参**进行穷举，一个10参数的模型，每个参数设定3个水平，那么就要进行 $3^{10}=59049$ 次模型运算才能找出最佳参数。每个参数设置5个水平的话要运行一千万次。
- ▶ **逆向调参**可以大幅度的减少找到最优解所需的模拟次数。



重新理解模型

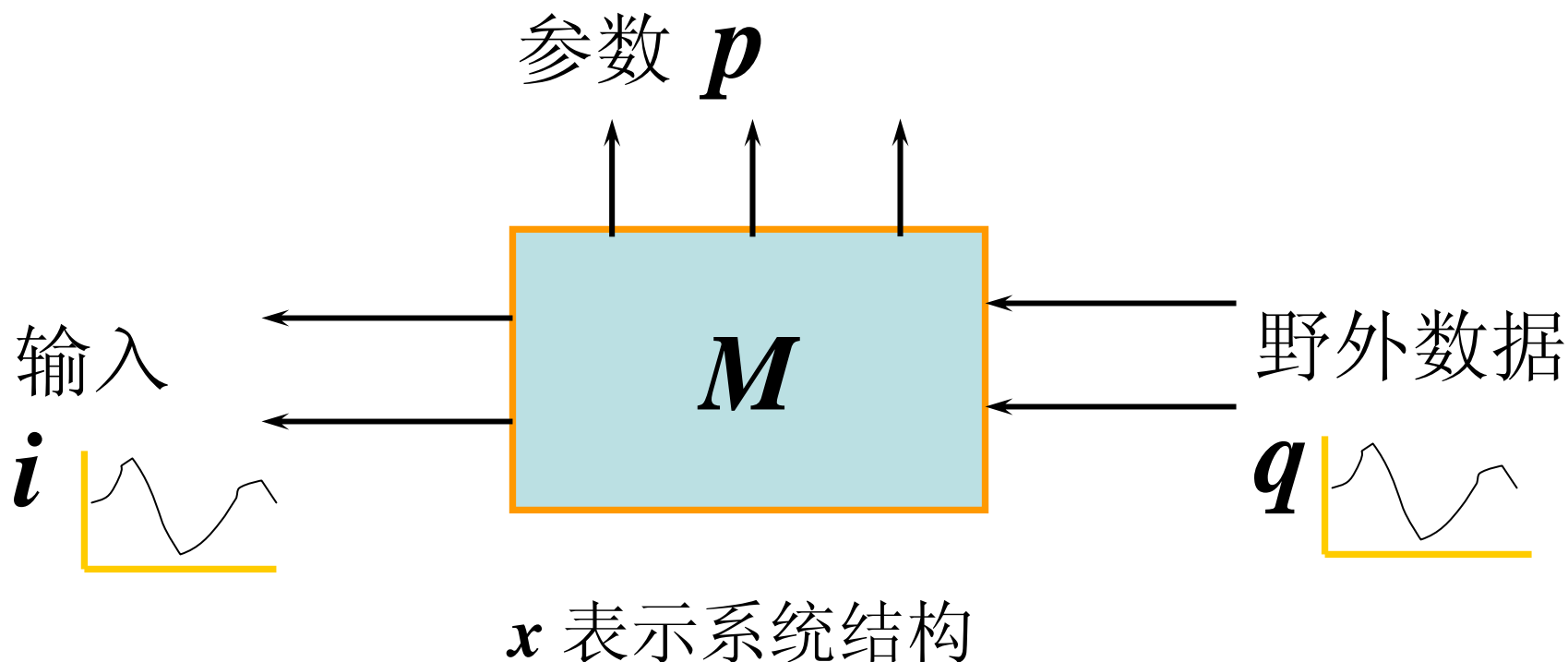


x 表示系统结构

$$o = M(x, p, i)$$



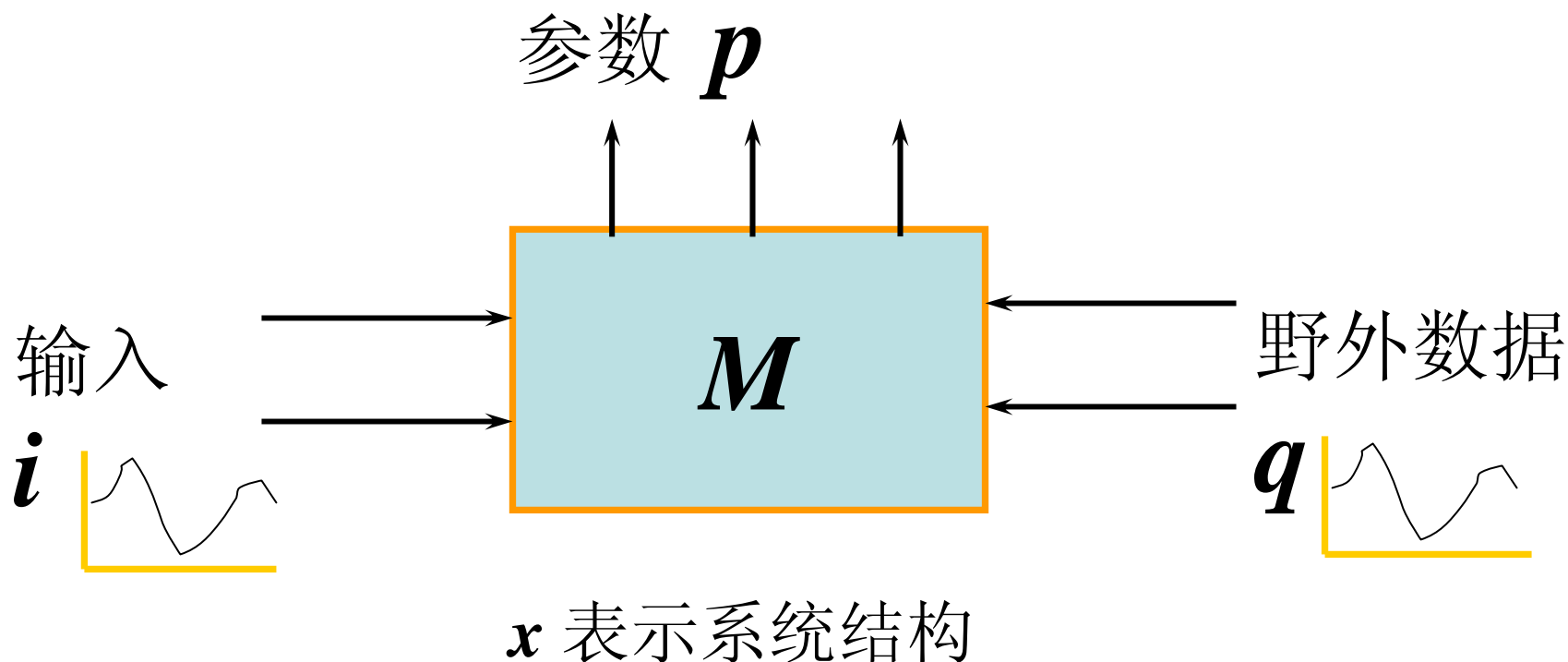
逆向调参原理



$$p, i = M^{-1}(x, q)$$



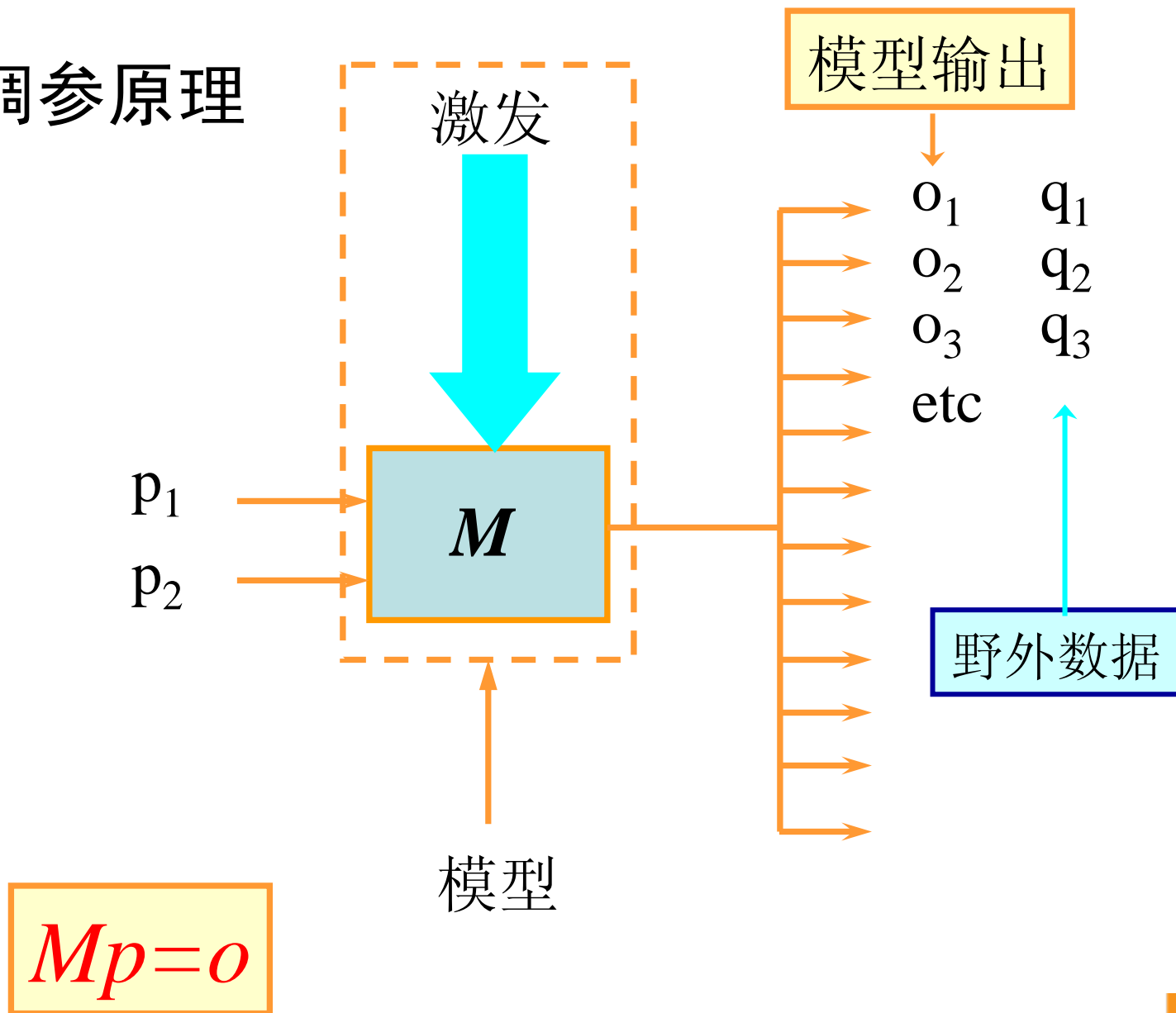
逆向调参原理



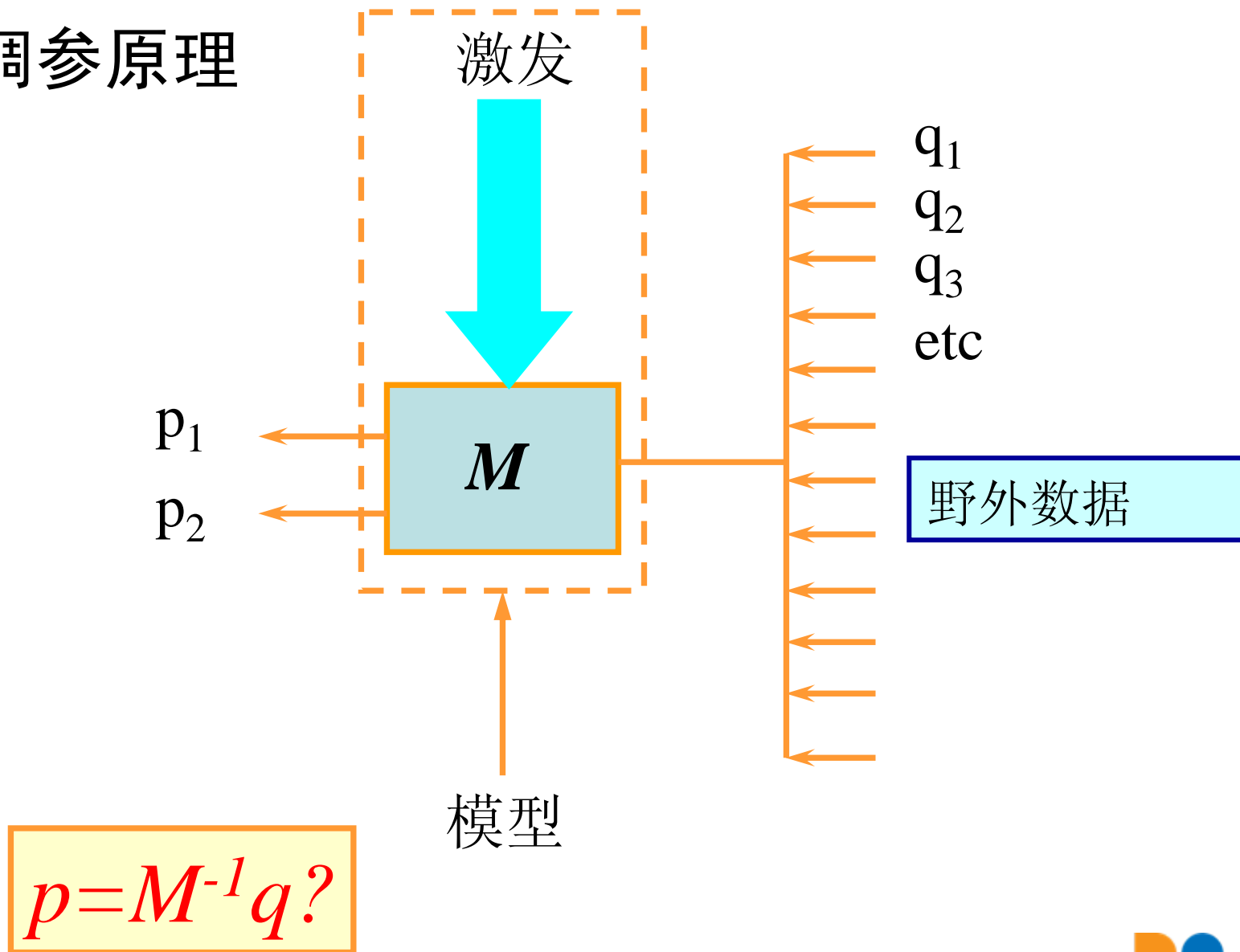
$$p = M^{-1}(x, q, i)$$



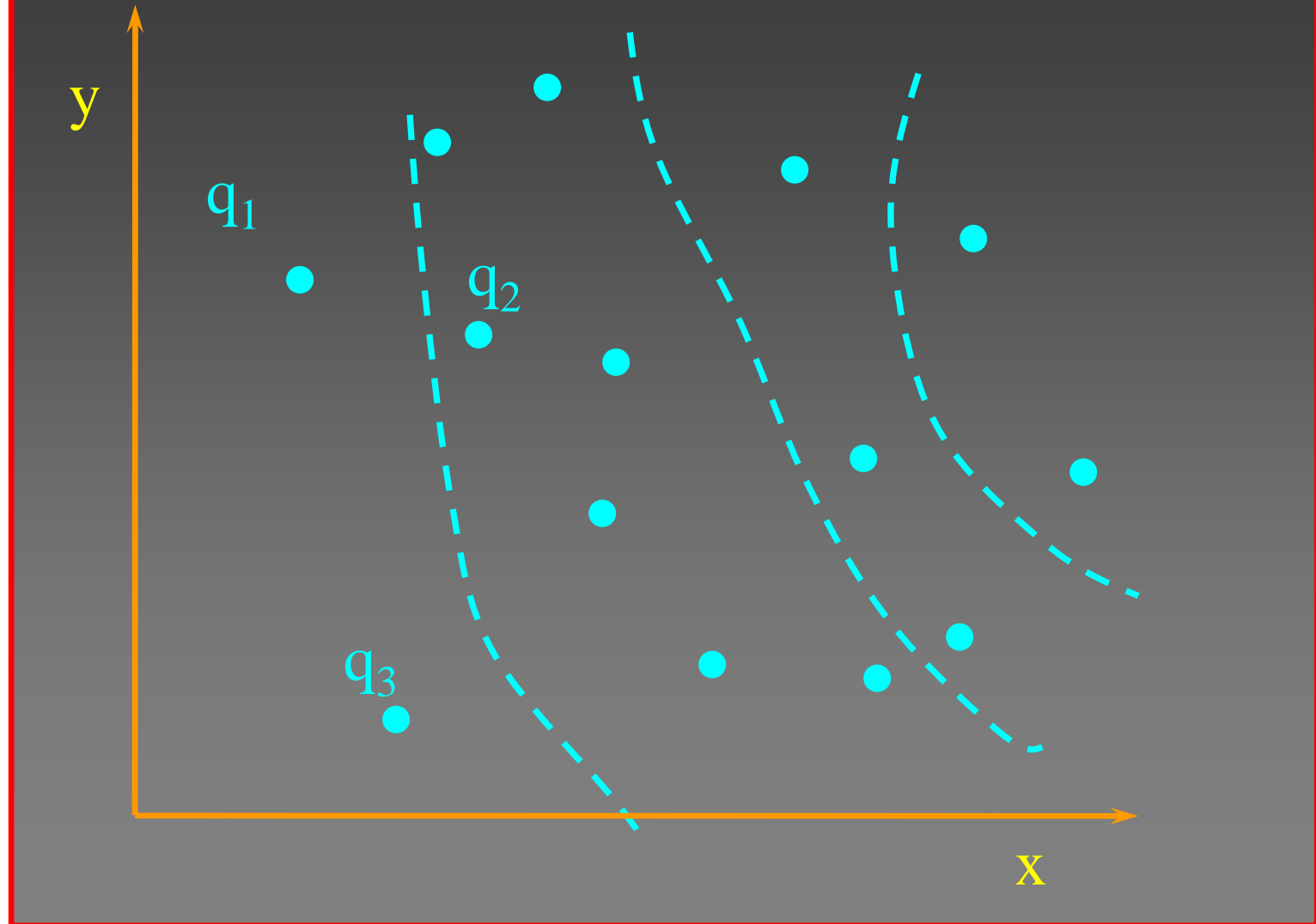
逆向调参原理

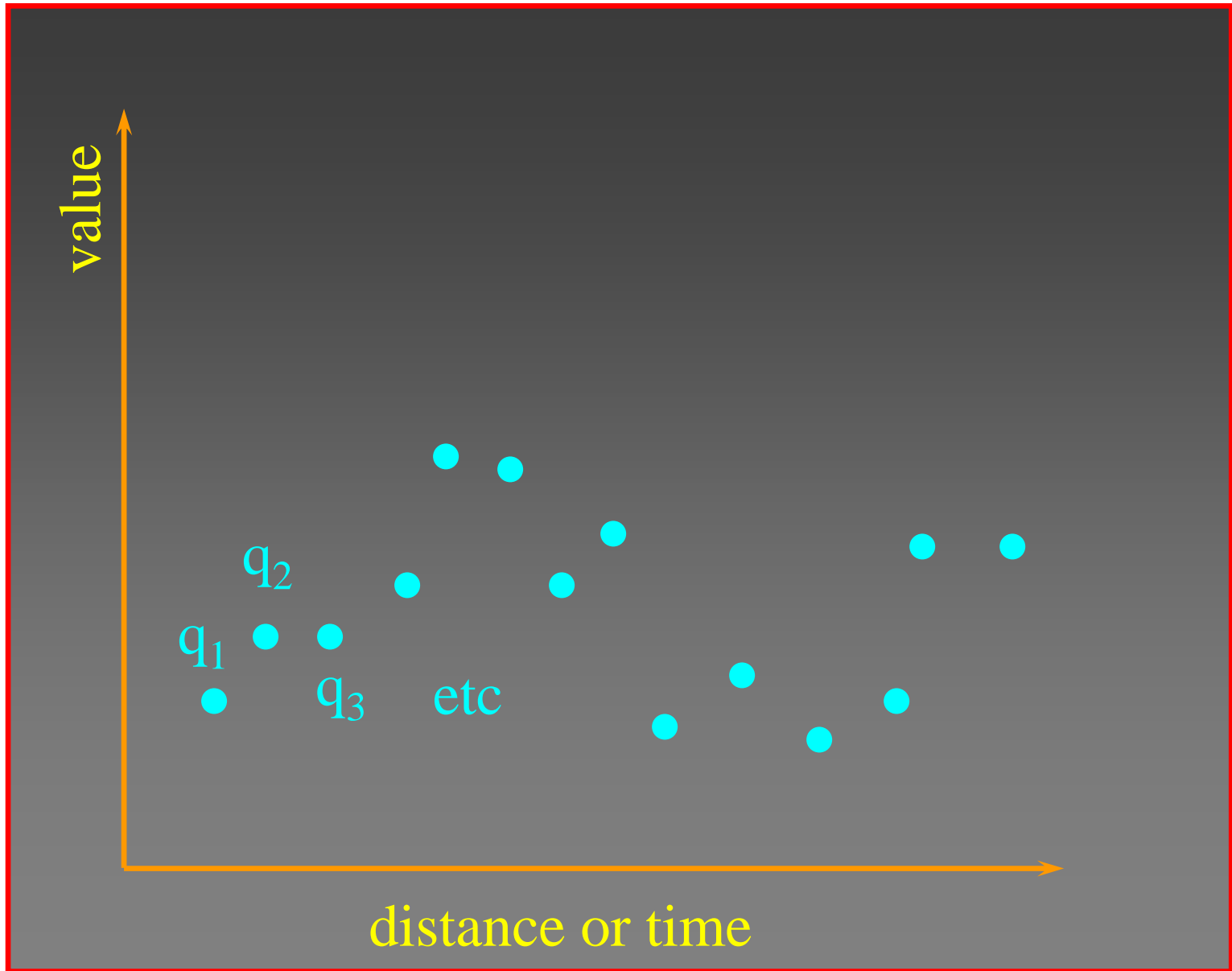


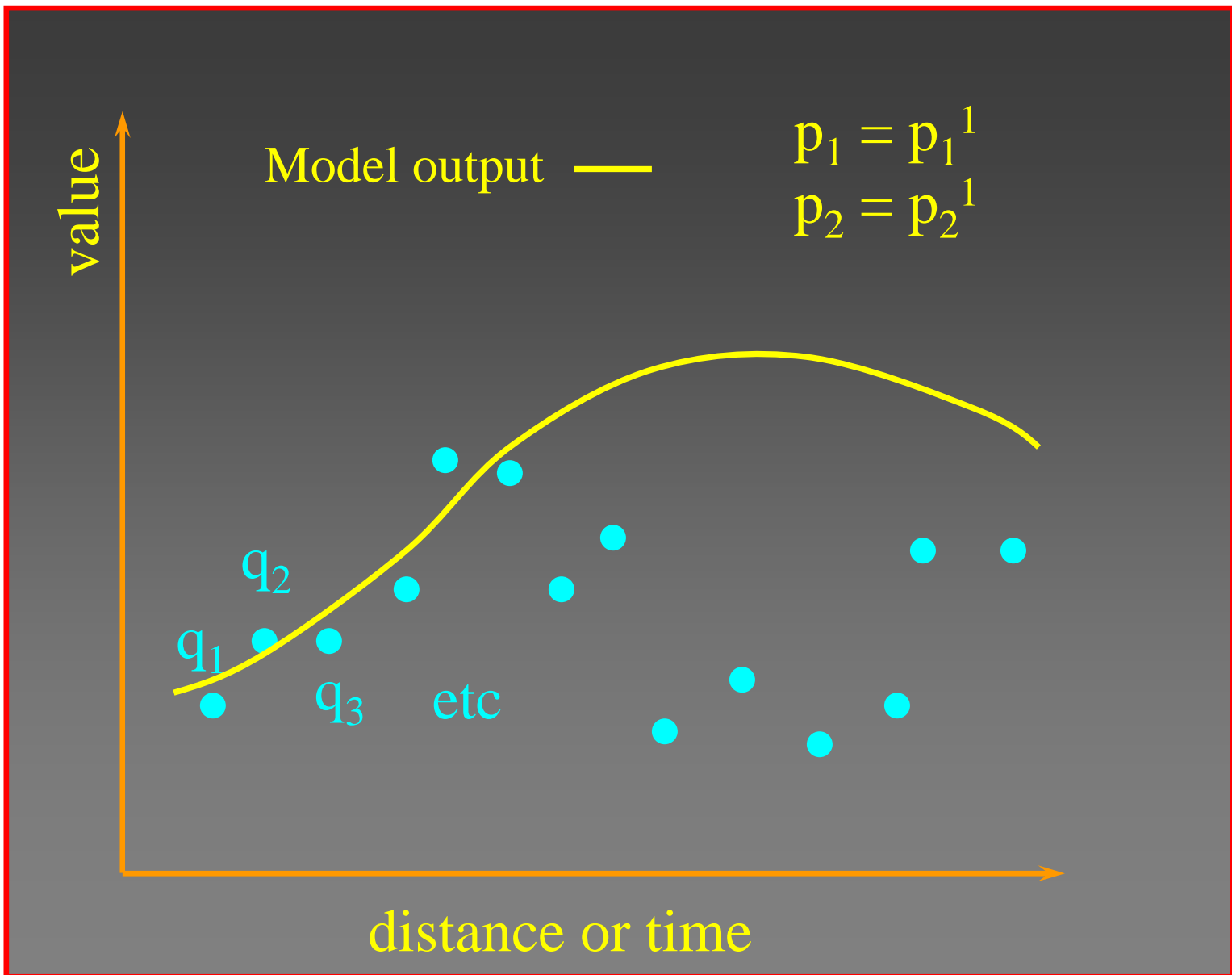
逆向调参原理

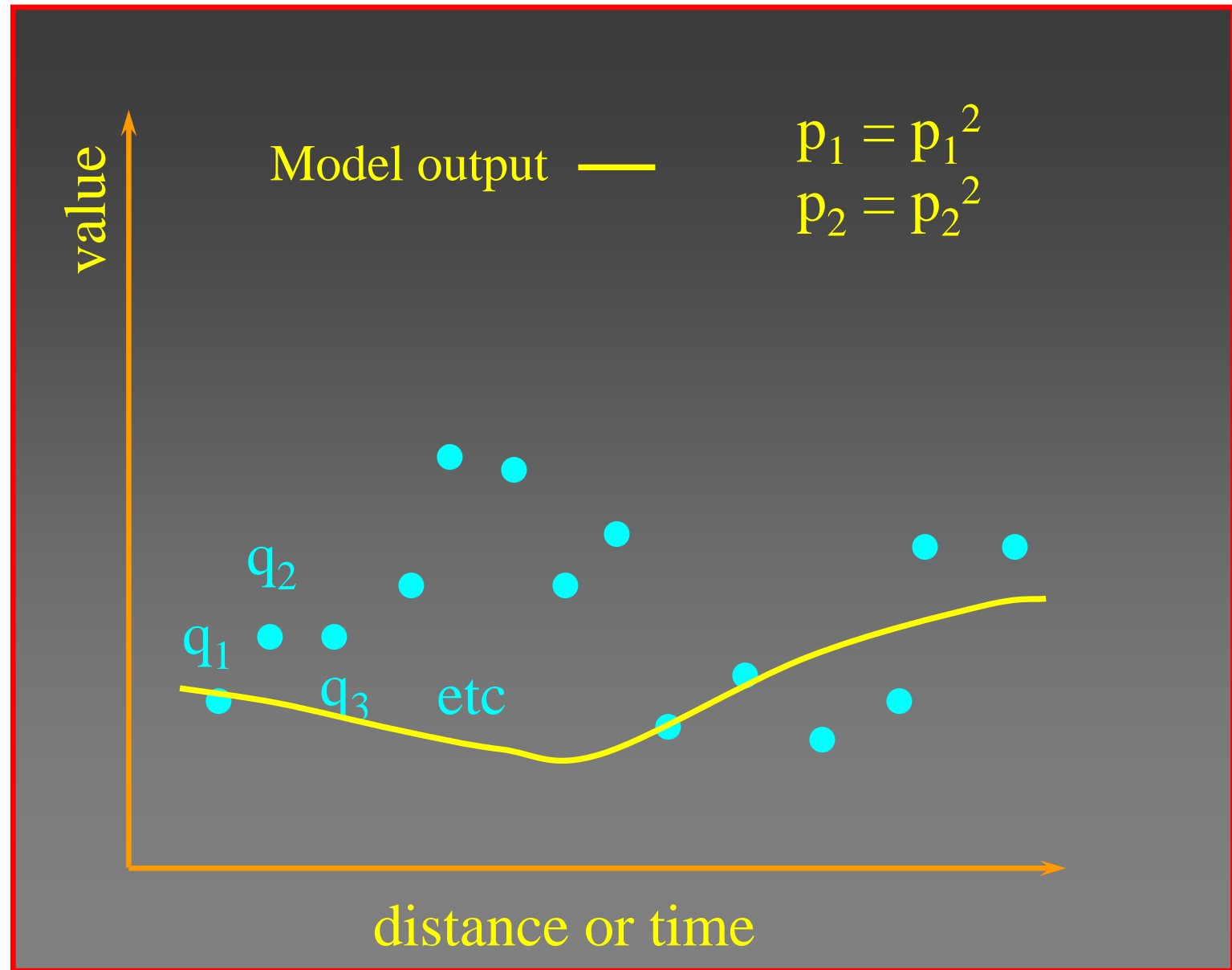


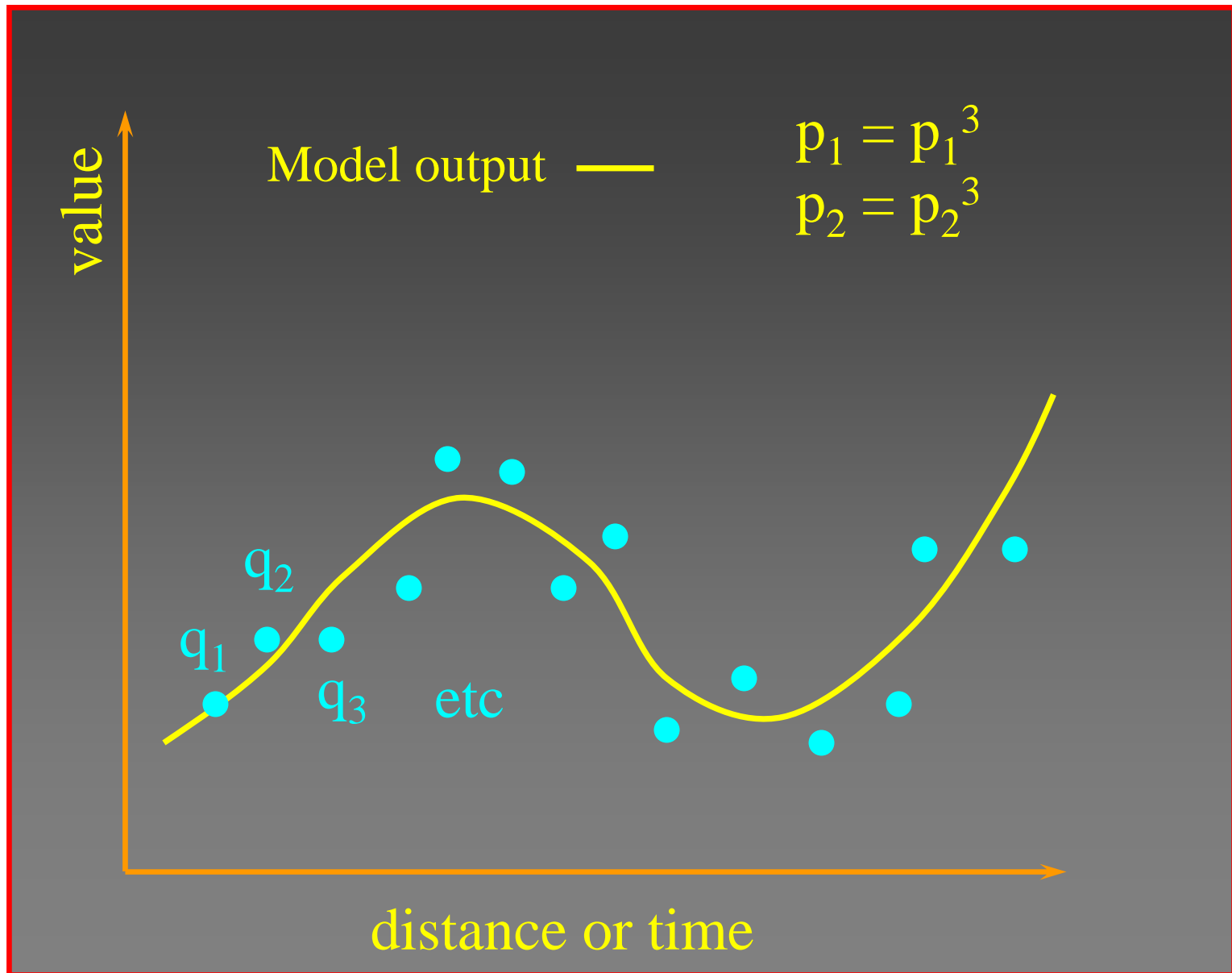
野外数据

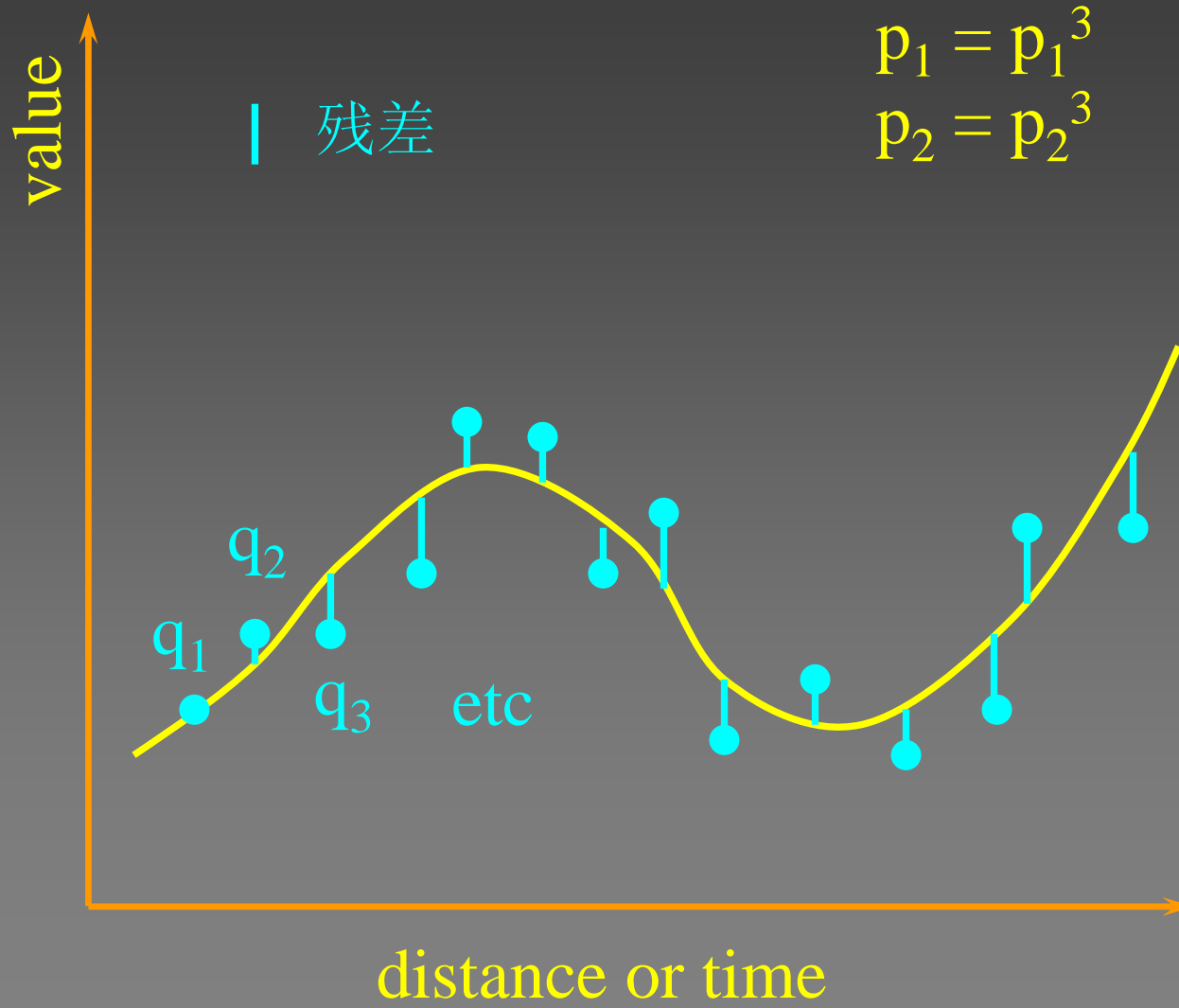


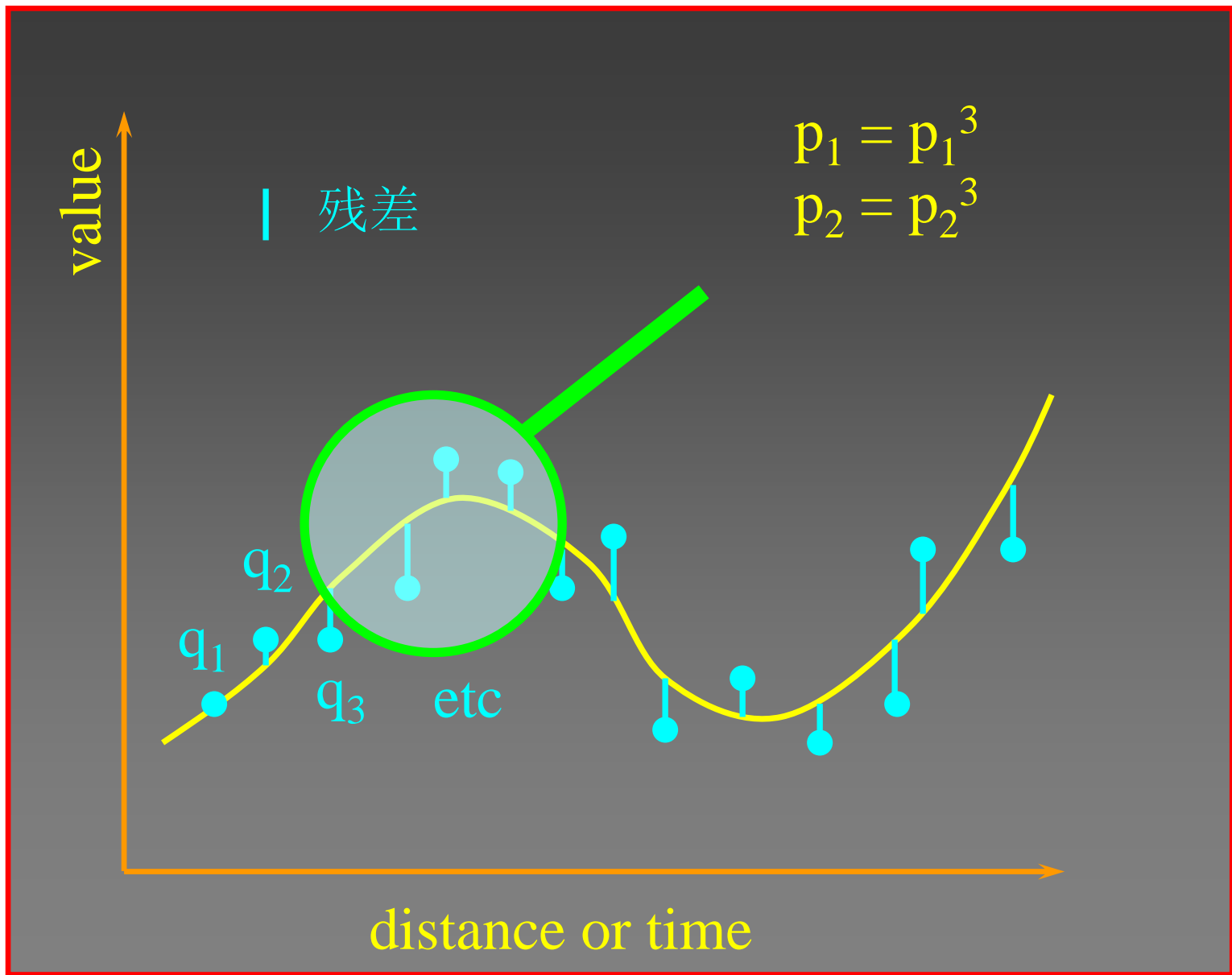


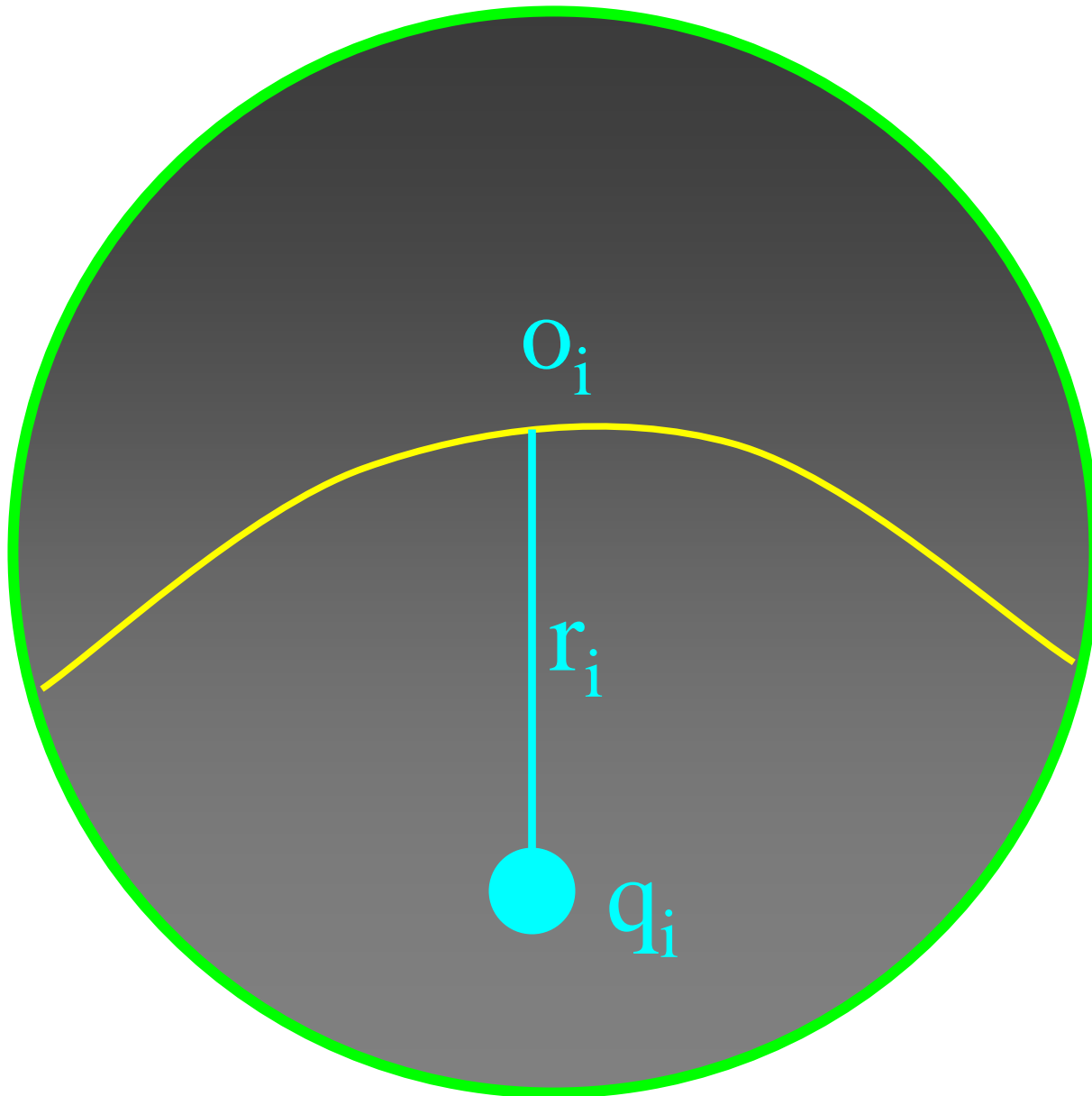












目标方程

$$\Phi = (\mathbf{o} - \mathbf{Mp})^t (\mathbf{o} - \mathbf{Mp})$$

$$= \sum (q_i - o_i)^2$$

$$= \sum r_i^2$$



线性问题（2参数）

$$M_1^1 p^1 + M_1^2 p^2 = o_1$$

$$M_2^1 p^1 + M_2^2 p^2 = o_2$$

$$M_3^1 p^1 + M_3^2 p^2 = o_3$$

$$M_4^1 p^1 + M_4^2 p^2 = o_4$$

etc.



ie.

$$\mathbf{M} \mathbf{p} = \mathbf{o}$$



线性问题的目标方程达到最优的必要条件

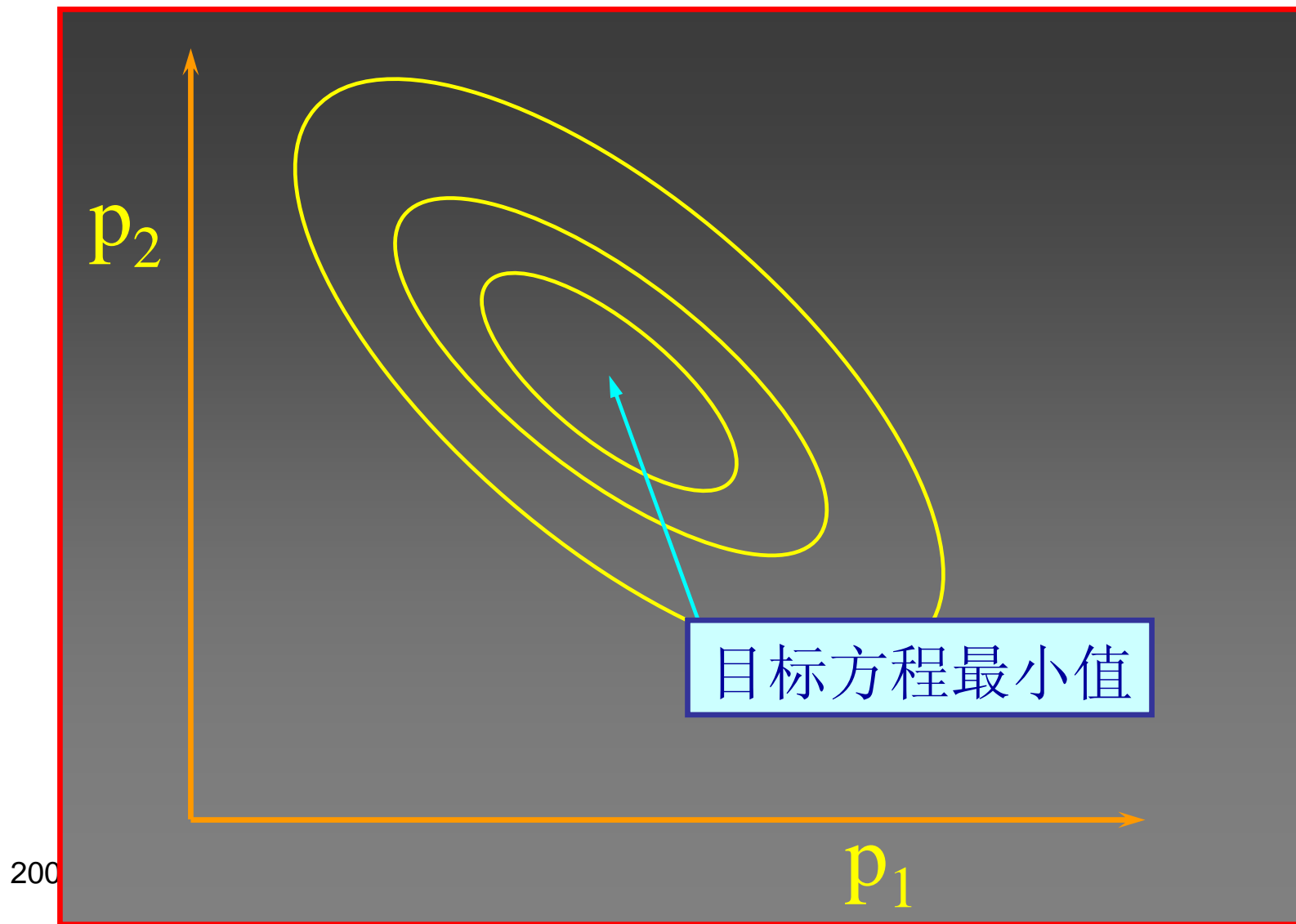
$$\mathbf{p} = (\mathbf{M}^t \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^t \mathbf{q}$$

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}$$

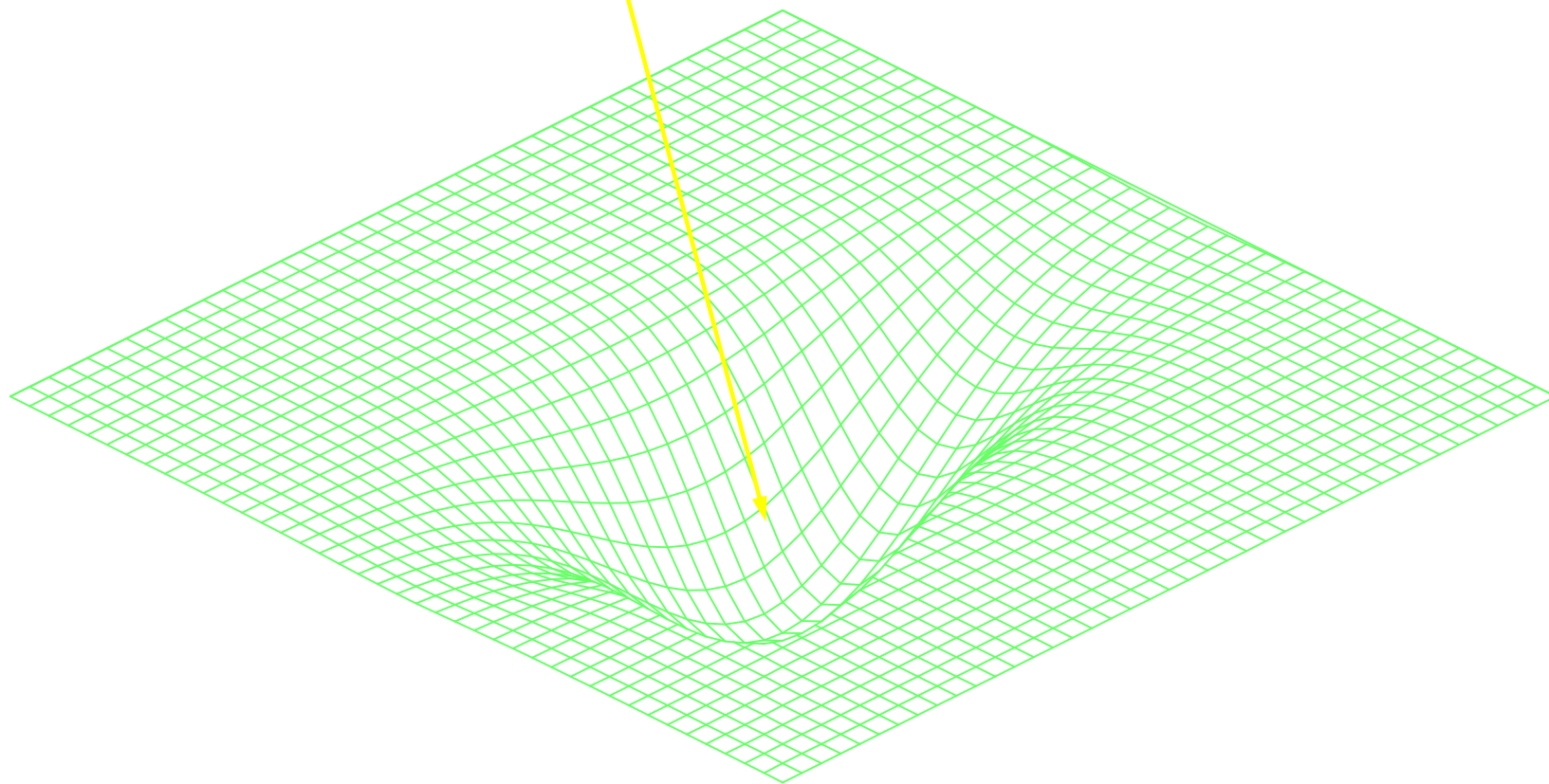
$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \\ q_4 \\ etc \end{bmatrix}$$

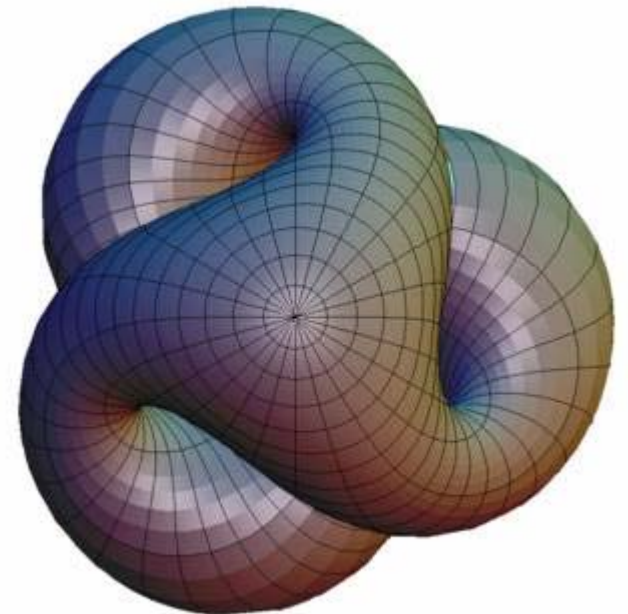
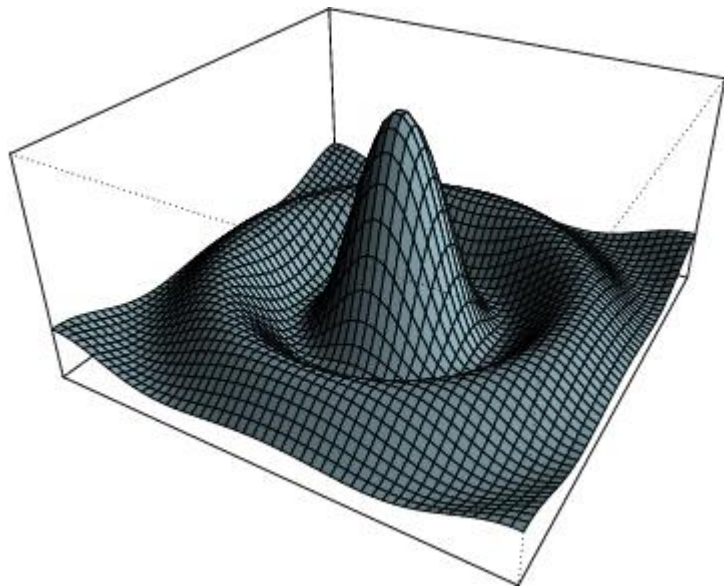
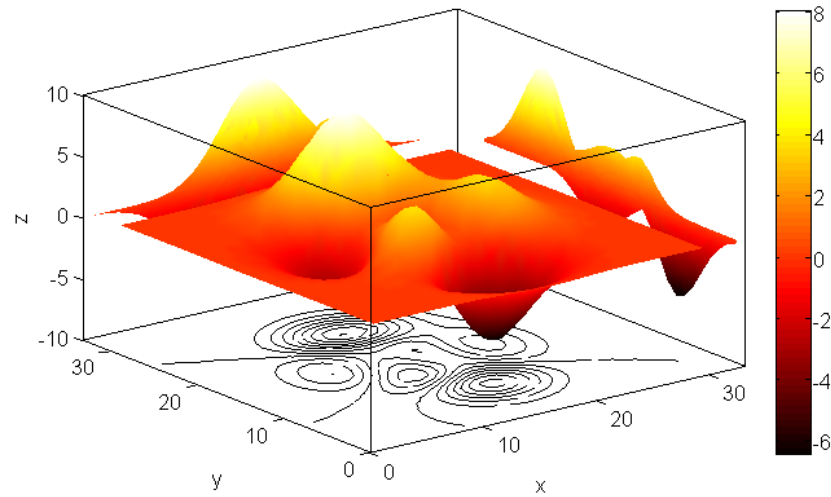


线性目标方程等值线

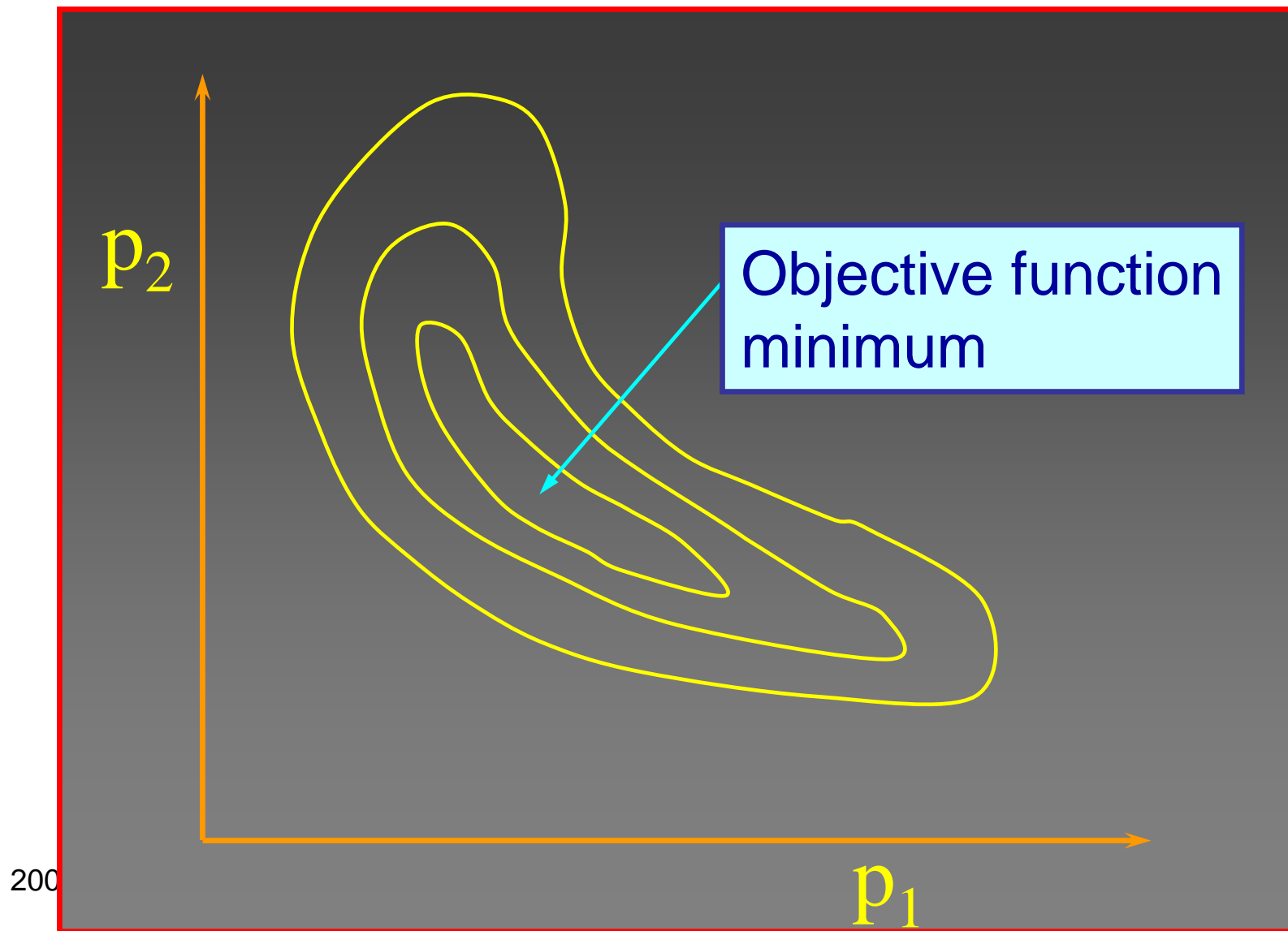


目标方程最小值



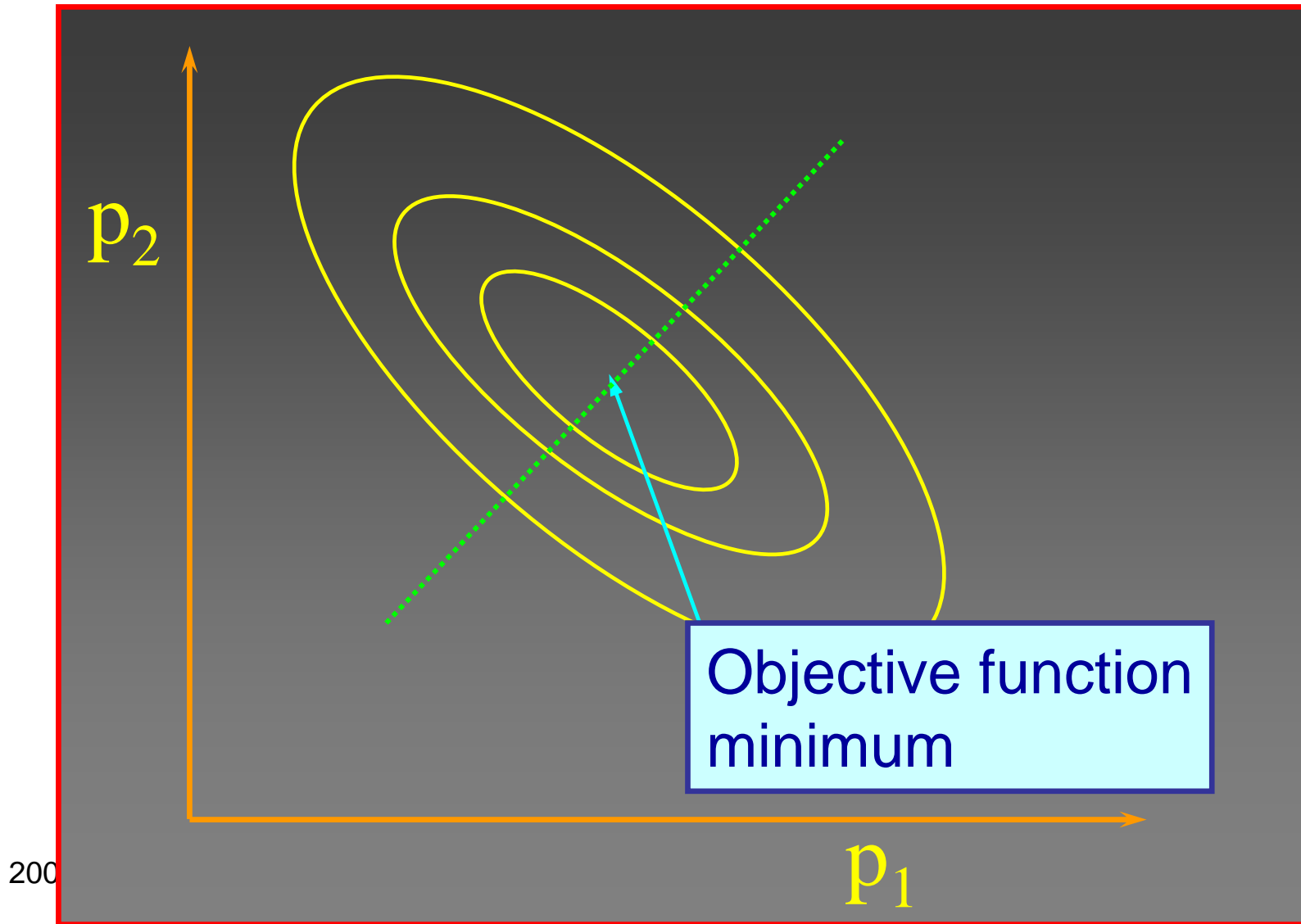


非线性目标方程等值线



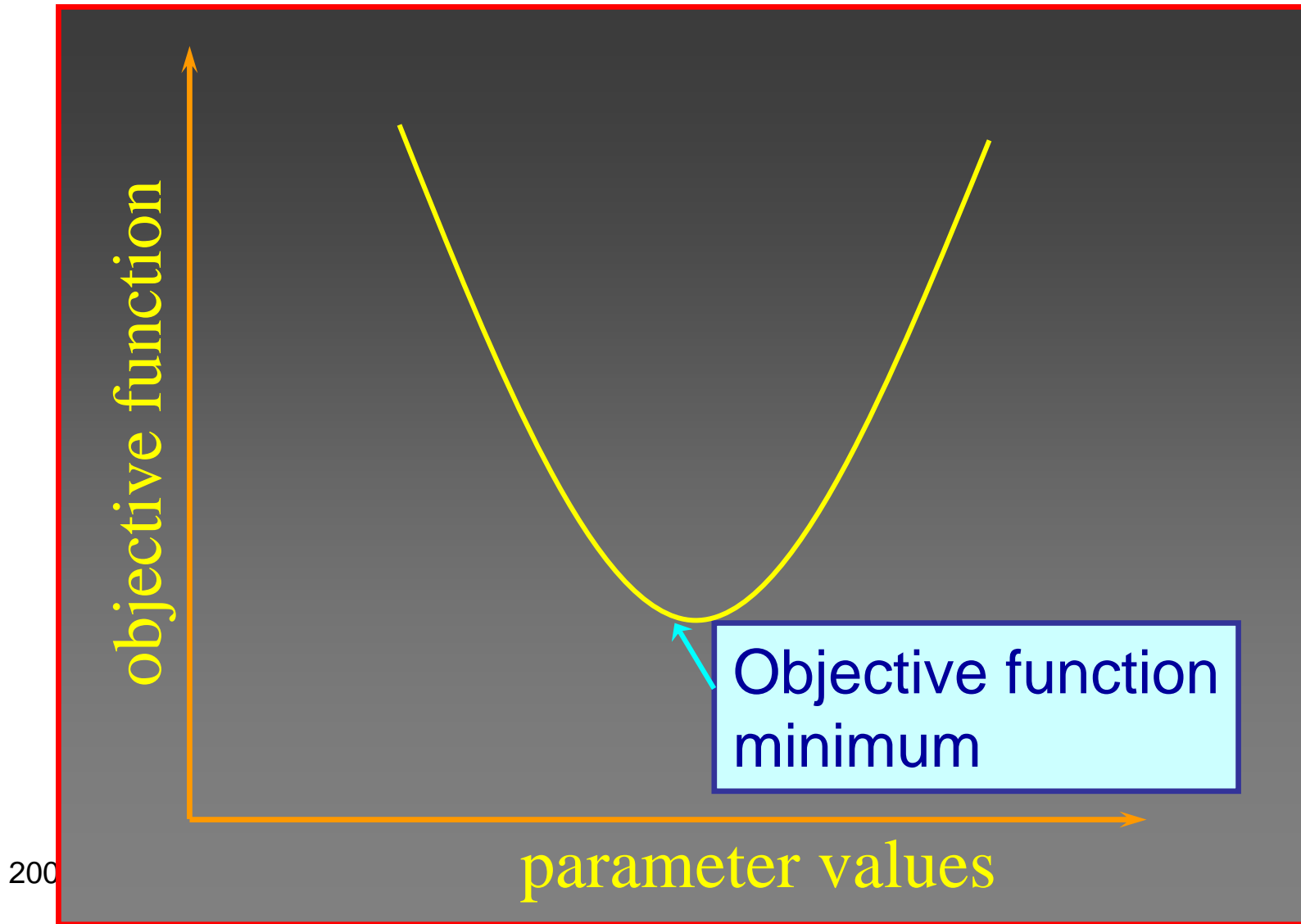
Objective function contours

linear model



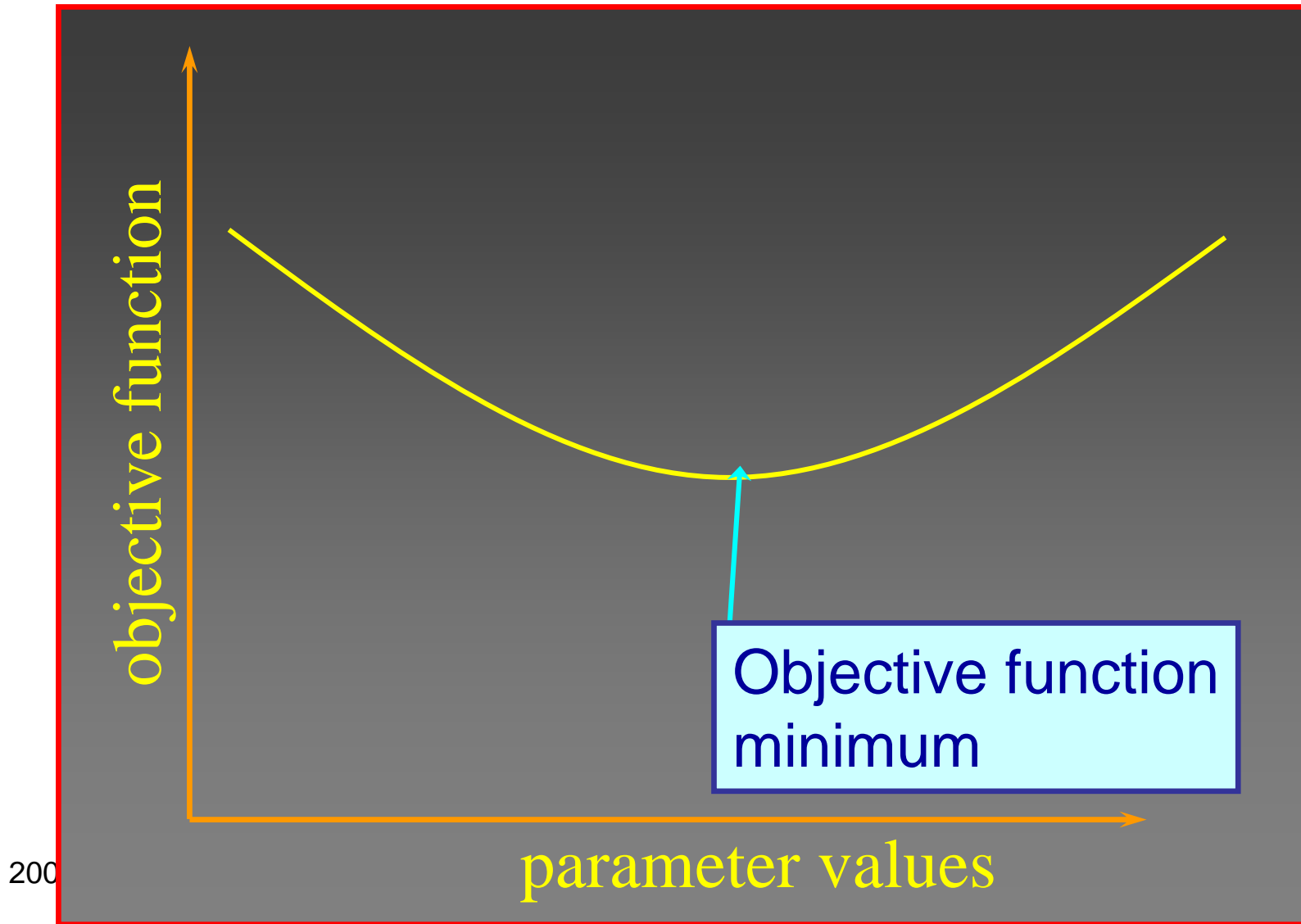
Objective function along section line

model fits data well

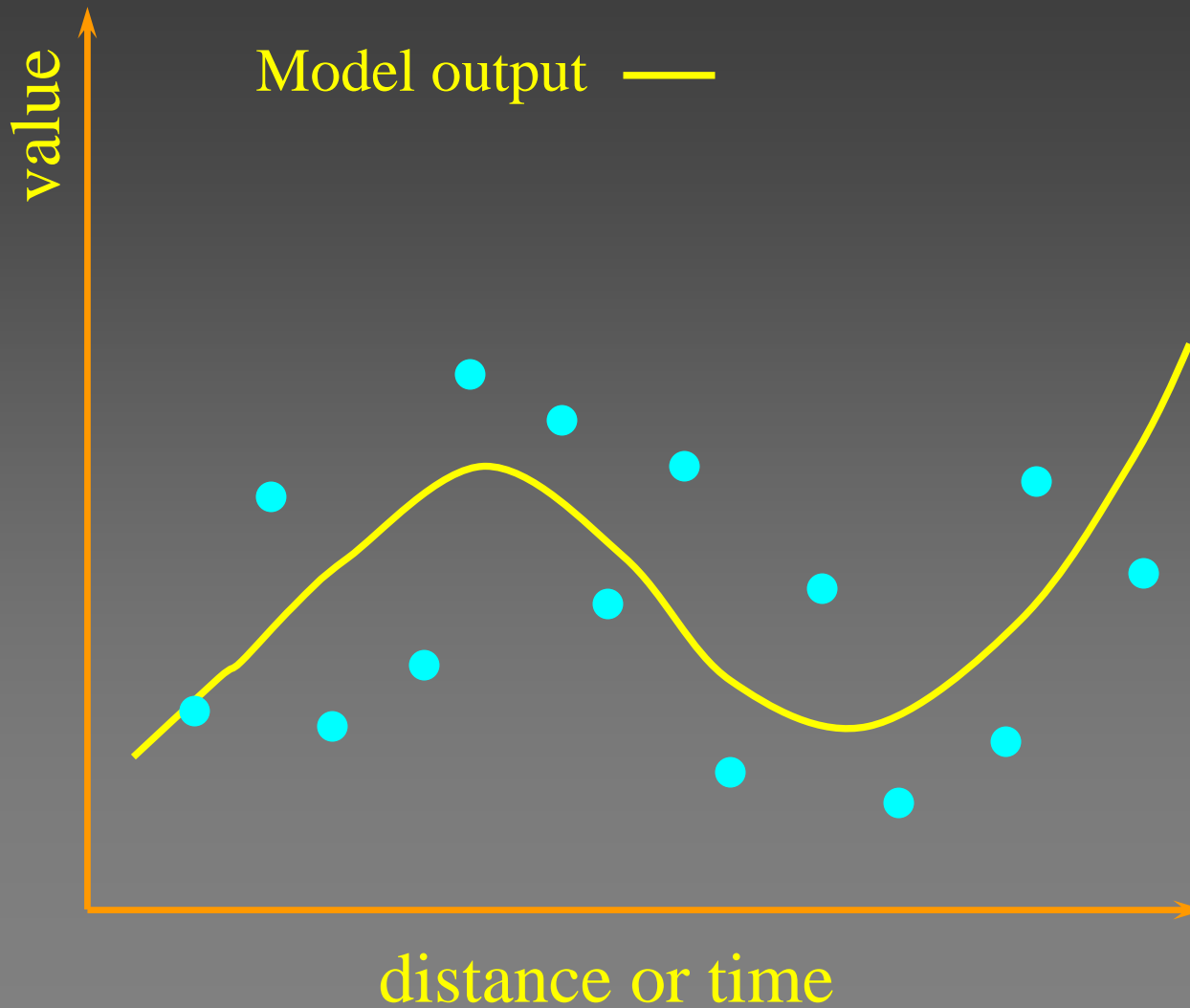


Objective function along section line

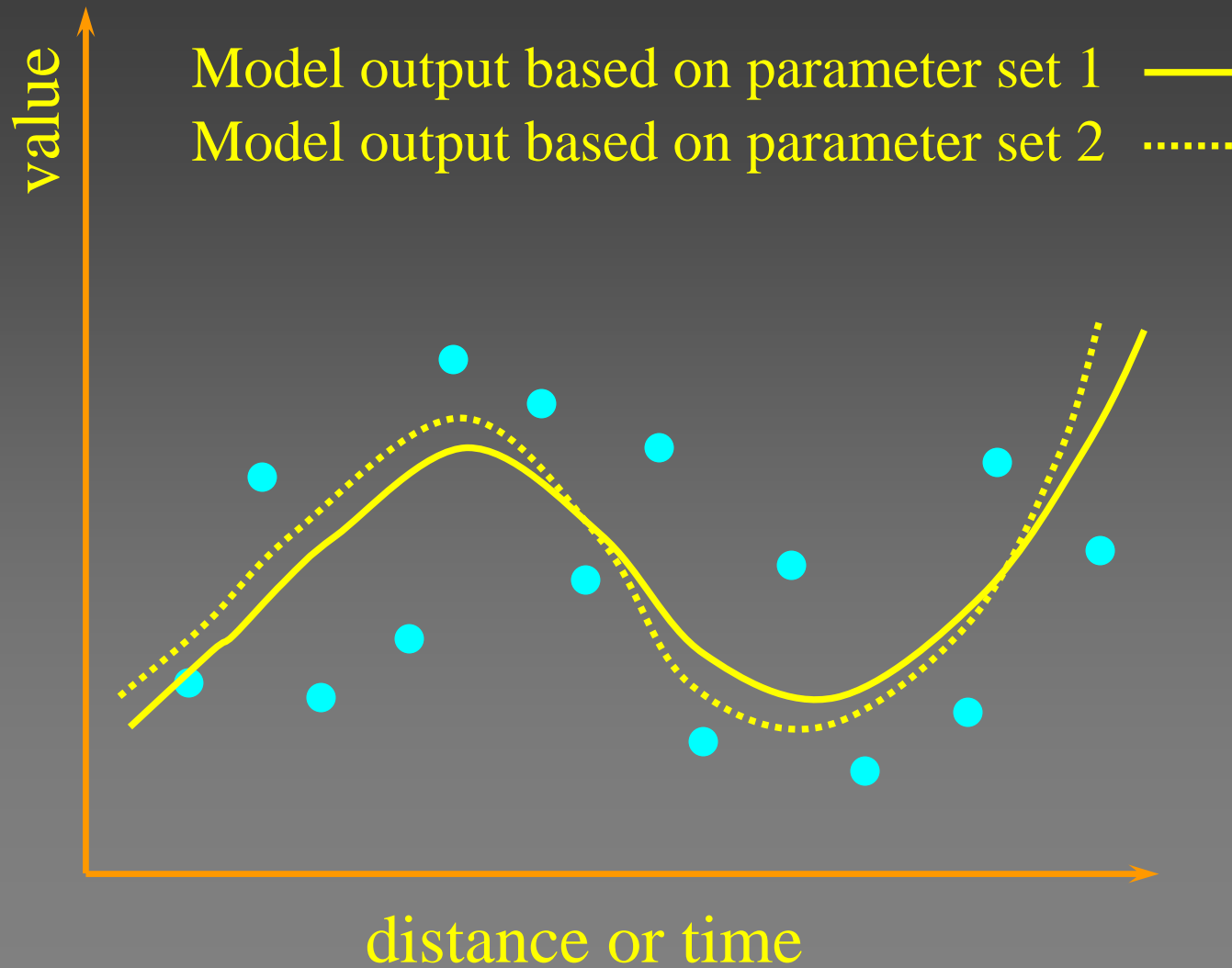
model does not fit data well



Model does not fit data well or data noise is high

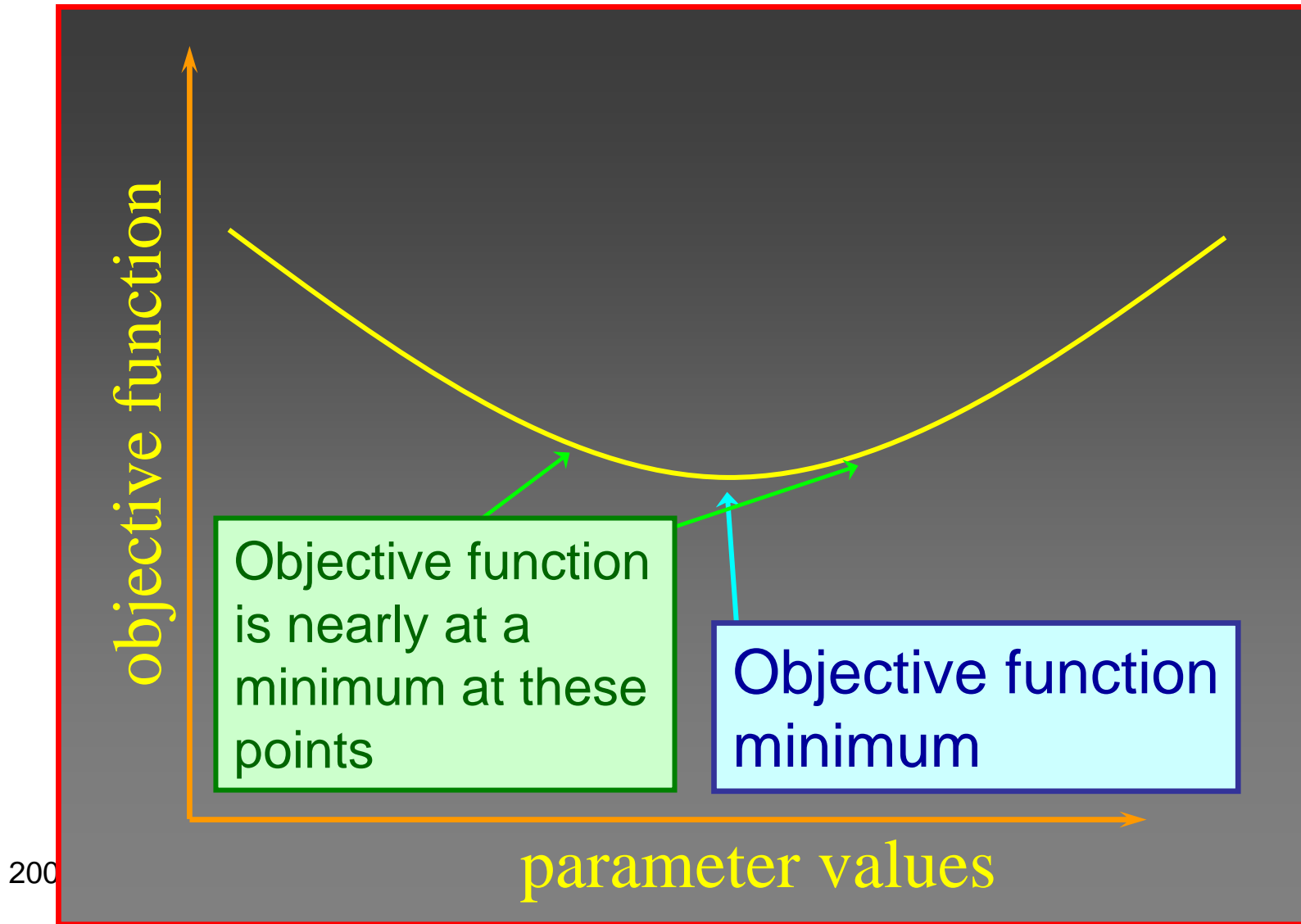


Model does not fit data well or data noise is high

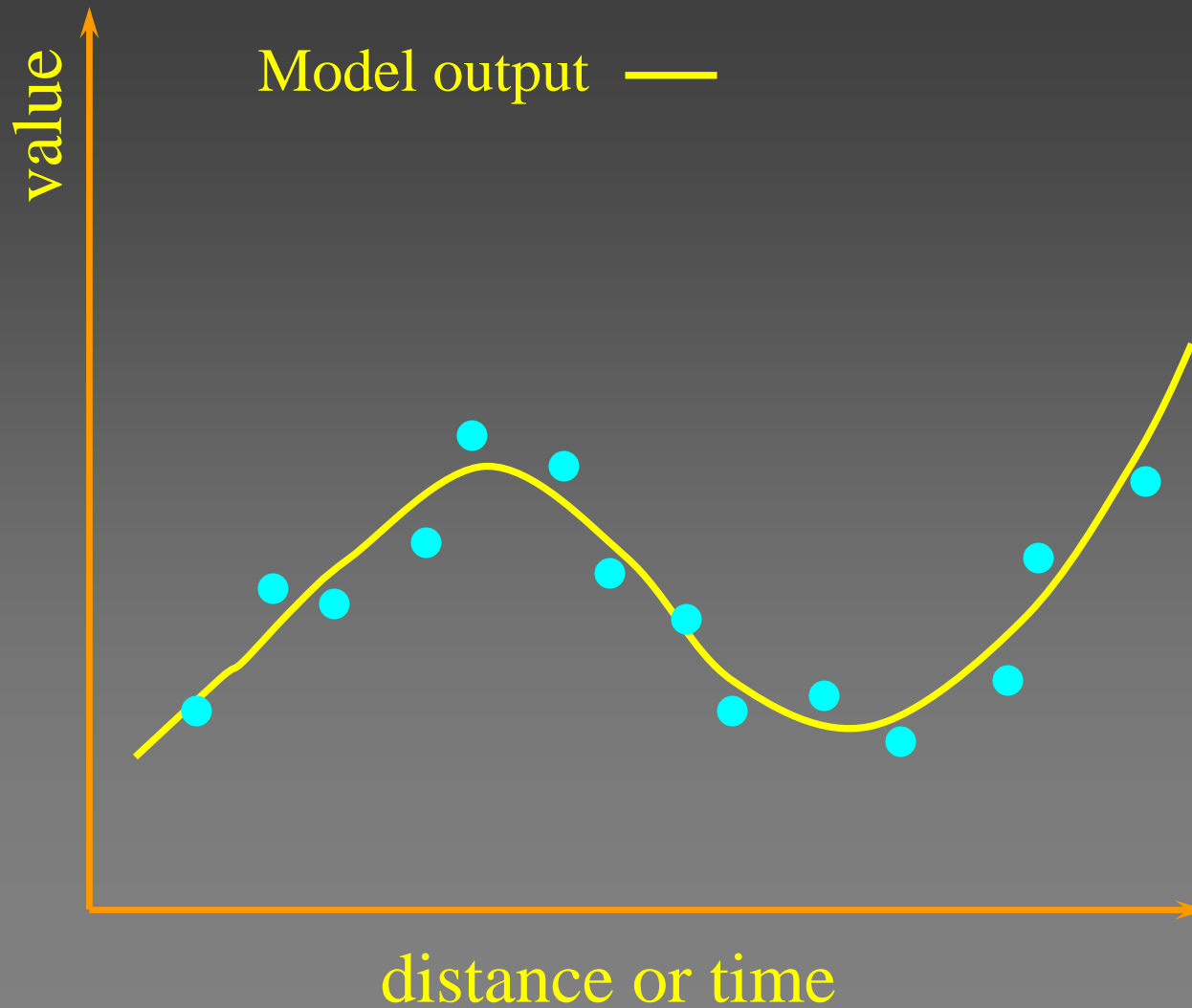


Objective function along section line

model does not fit data well

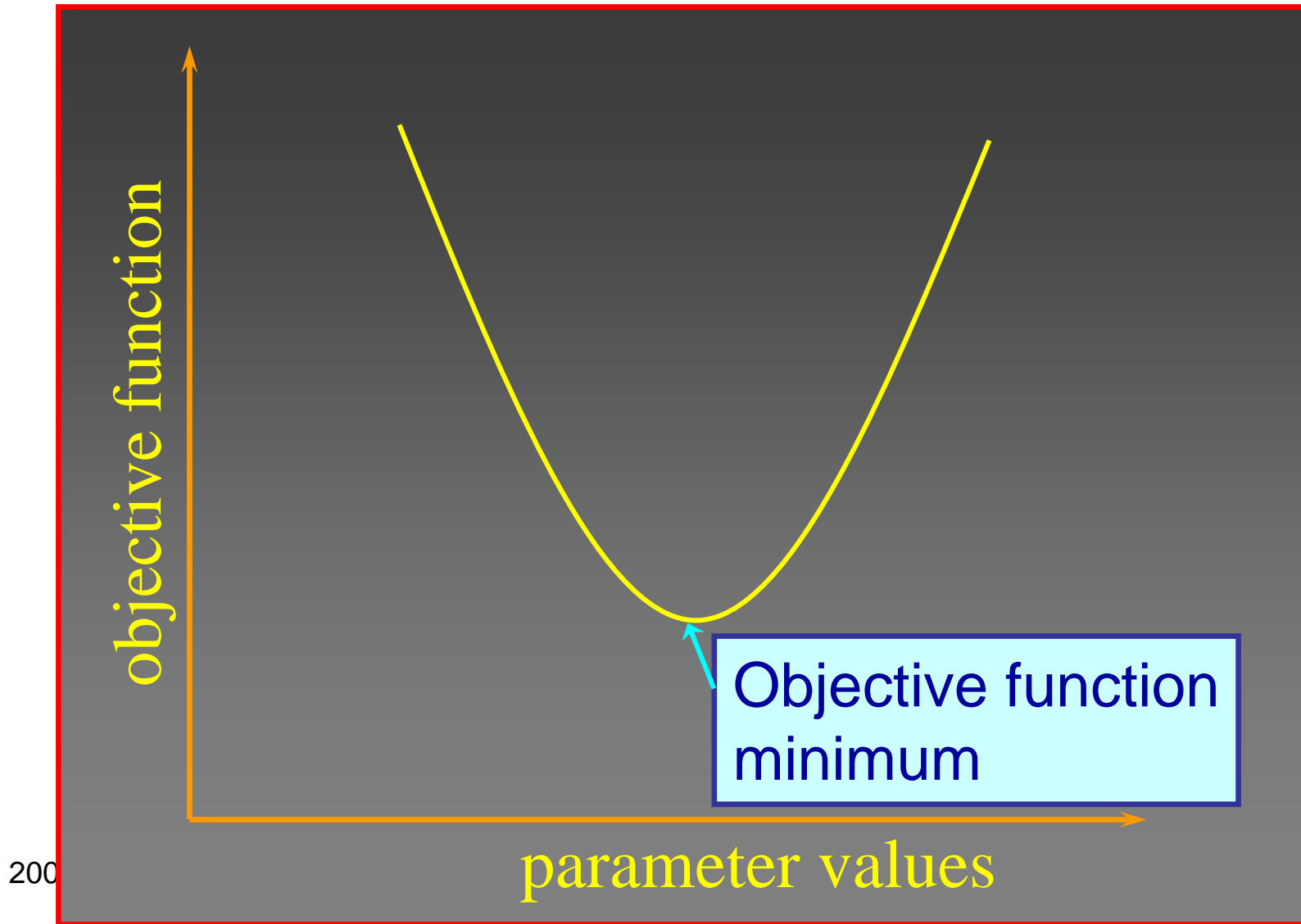


Model fits data well or data noise is low



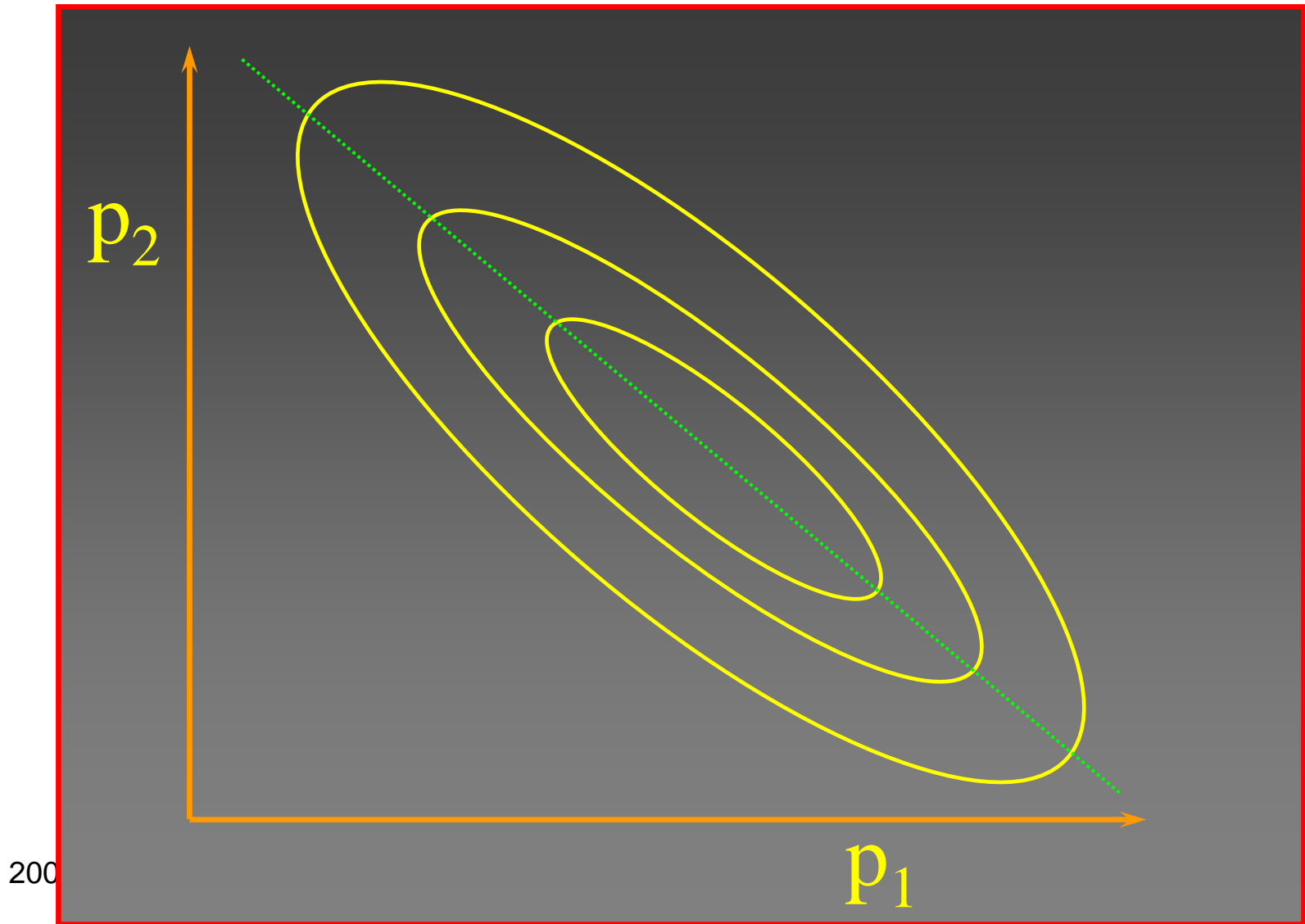
Objective function along section line

model fits data well



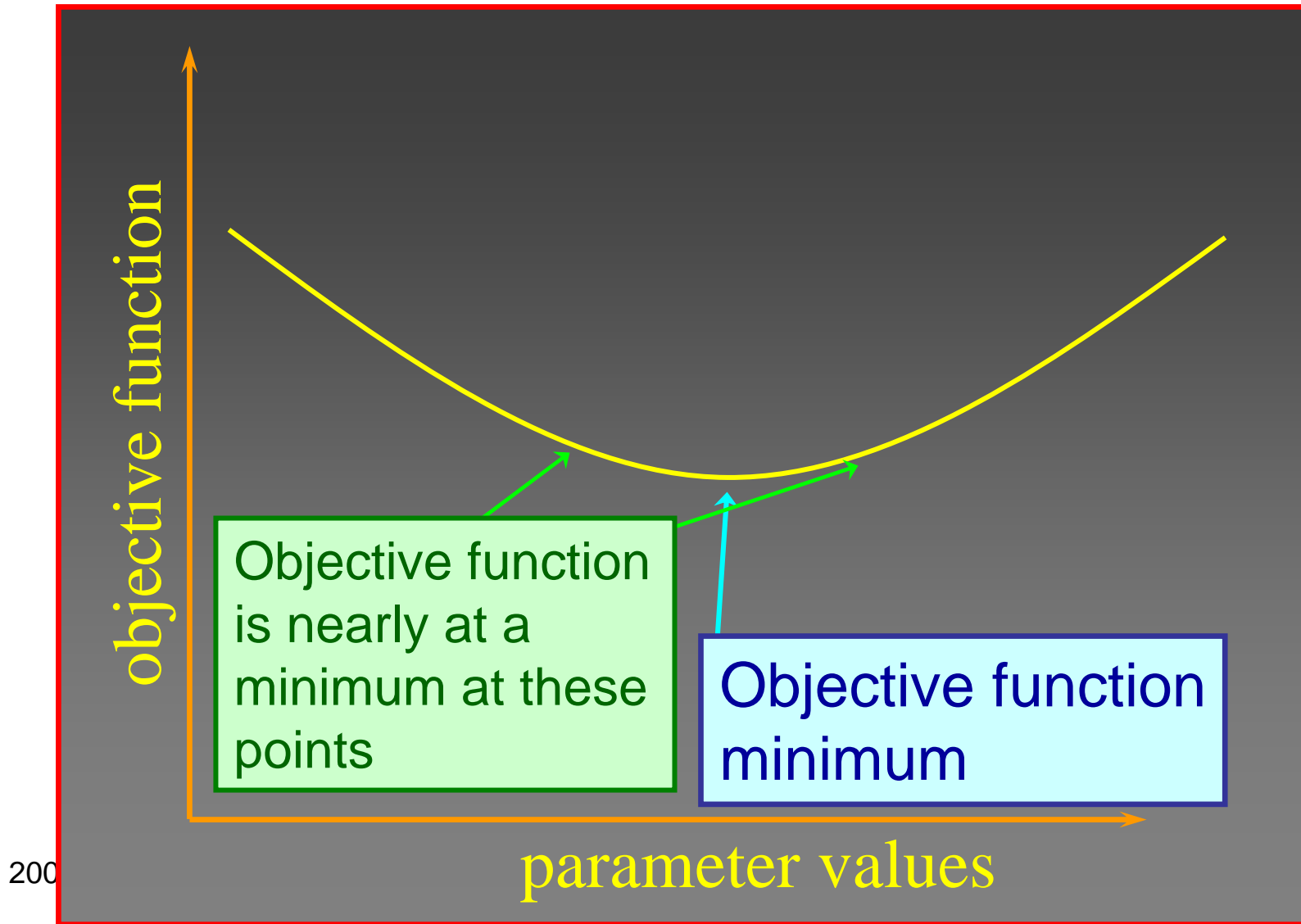
Objective function contours

linear model: high parameter correlation



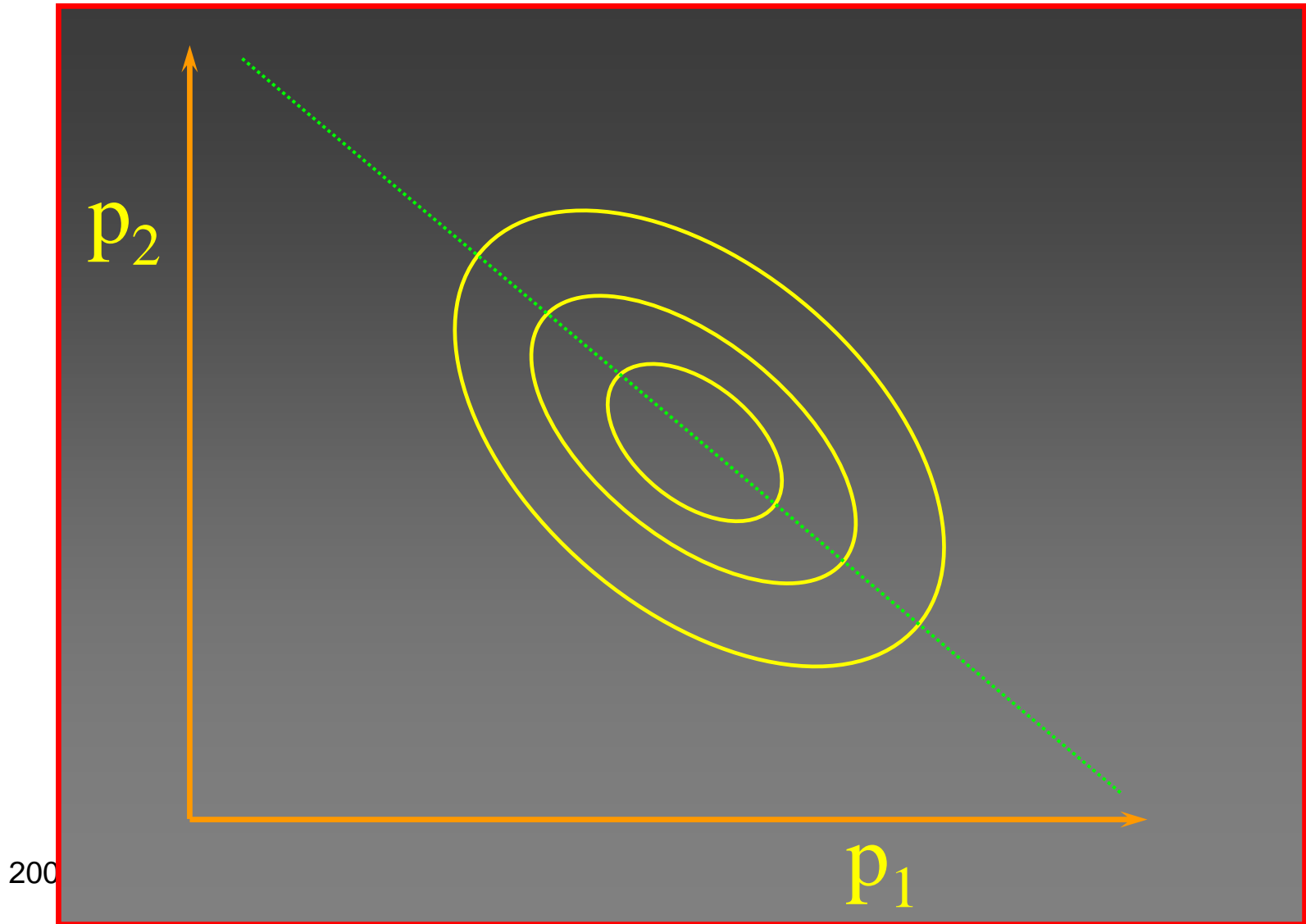
Objective function along section line

linear model: high parameter correlation



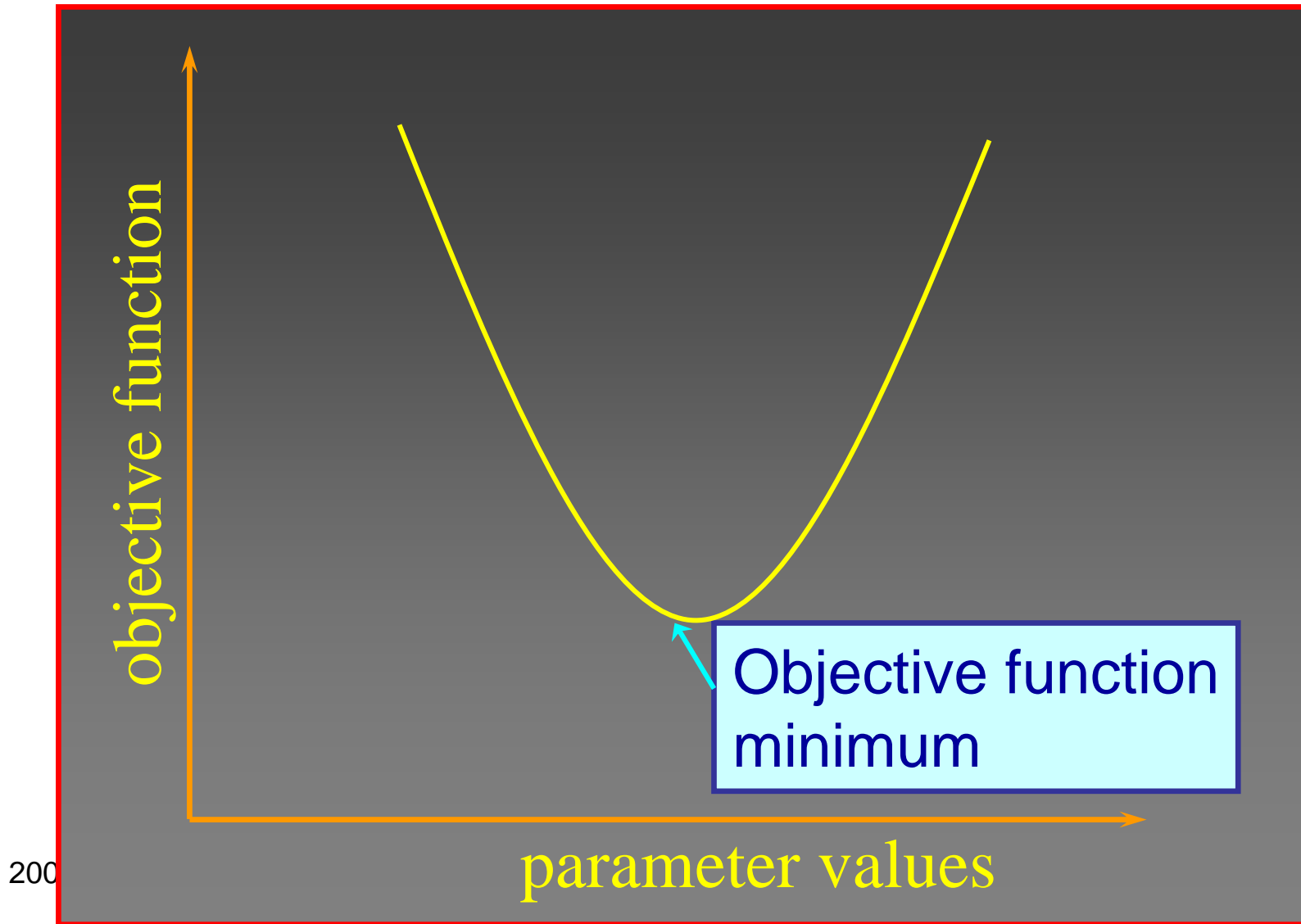
Objective function contours

linear model: low parameter correlation

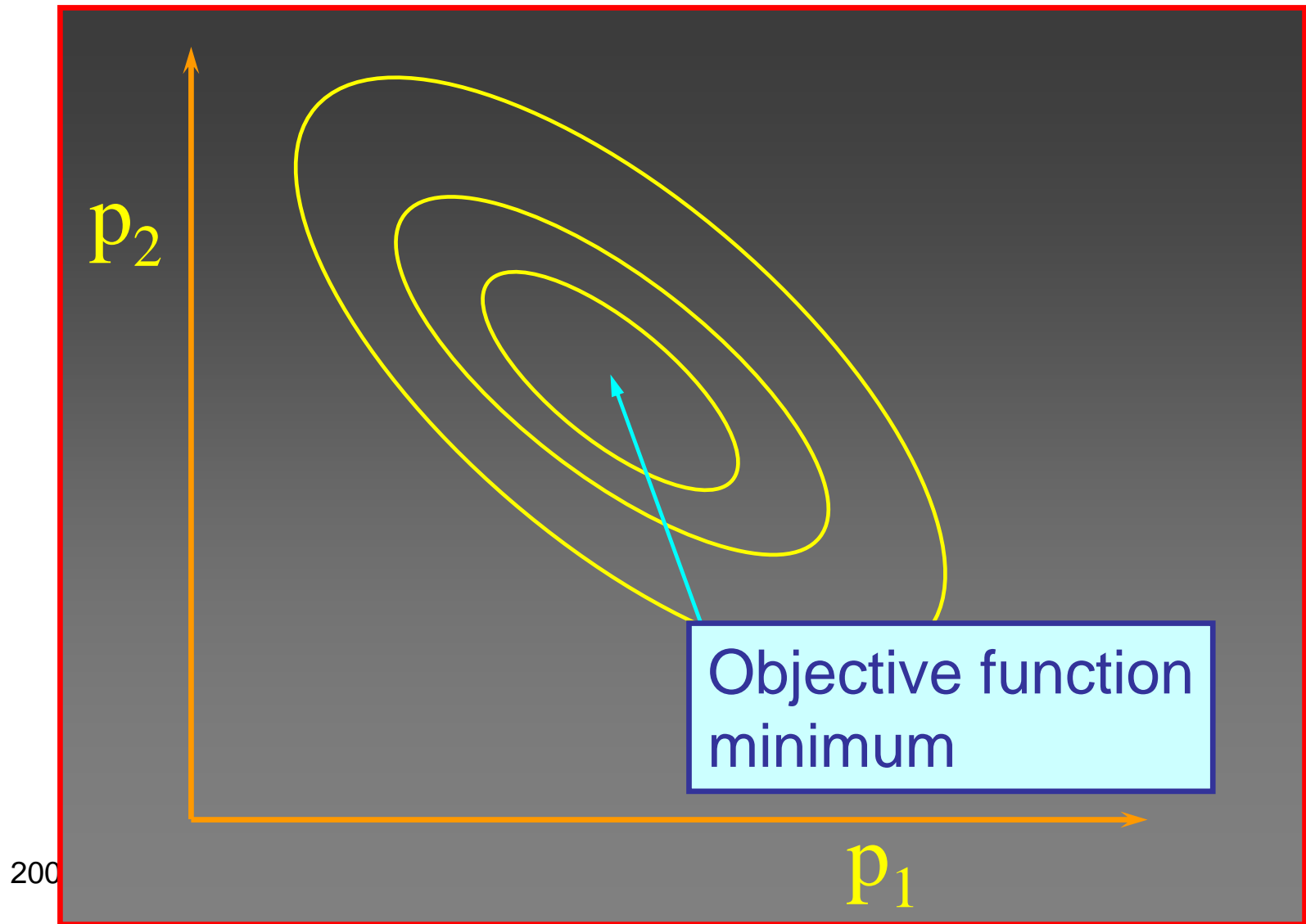


Objective function along section line

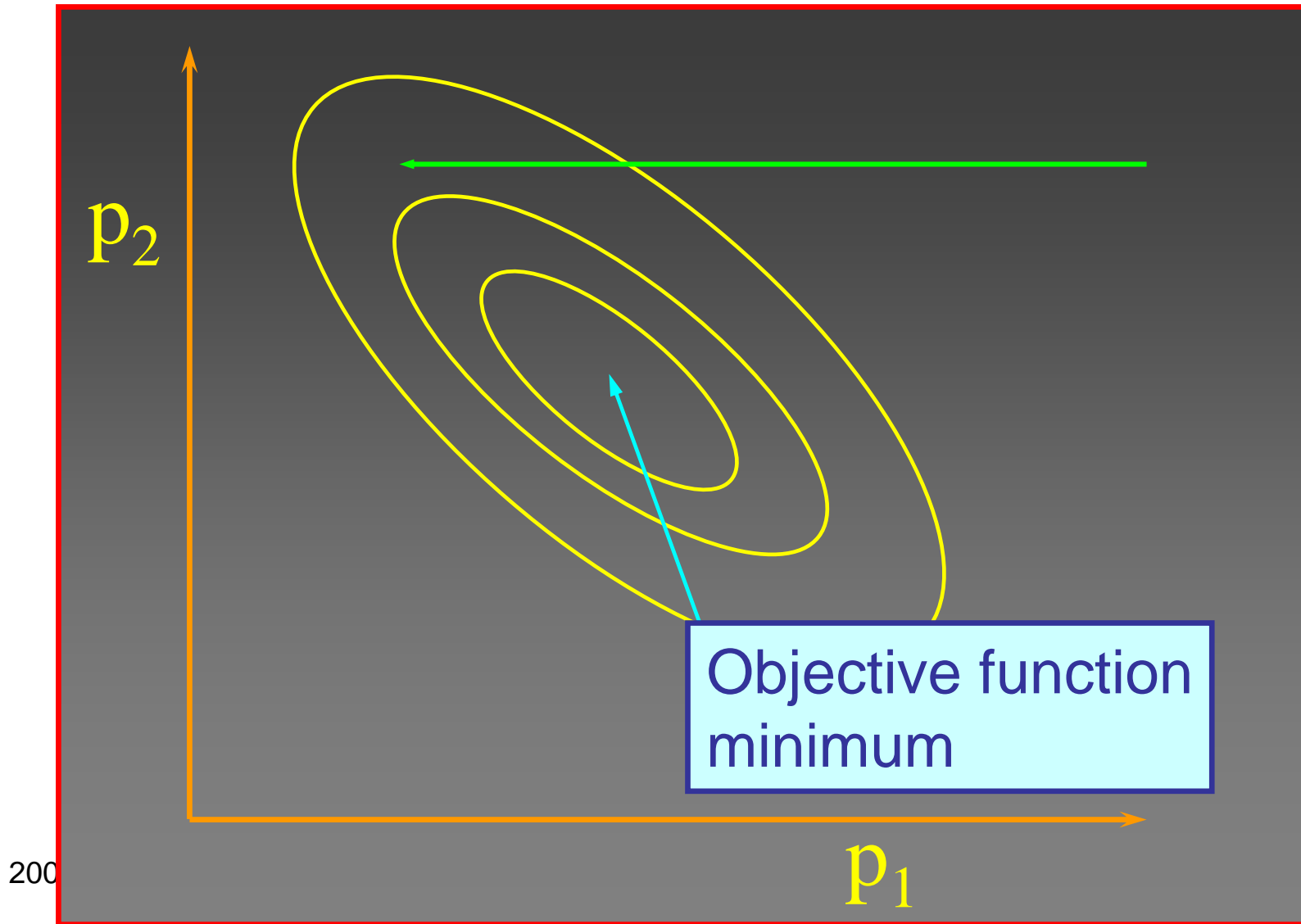
linear model: low parameter correlation



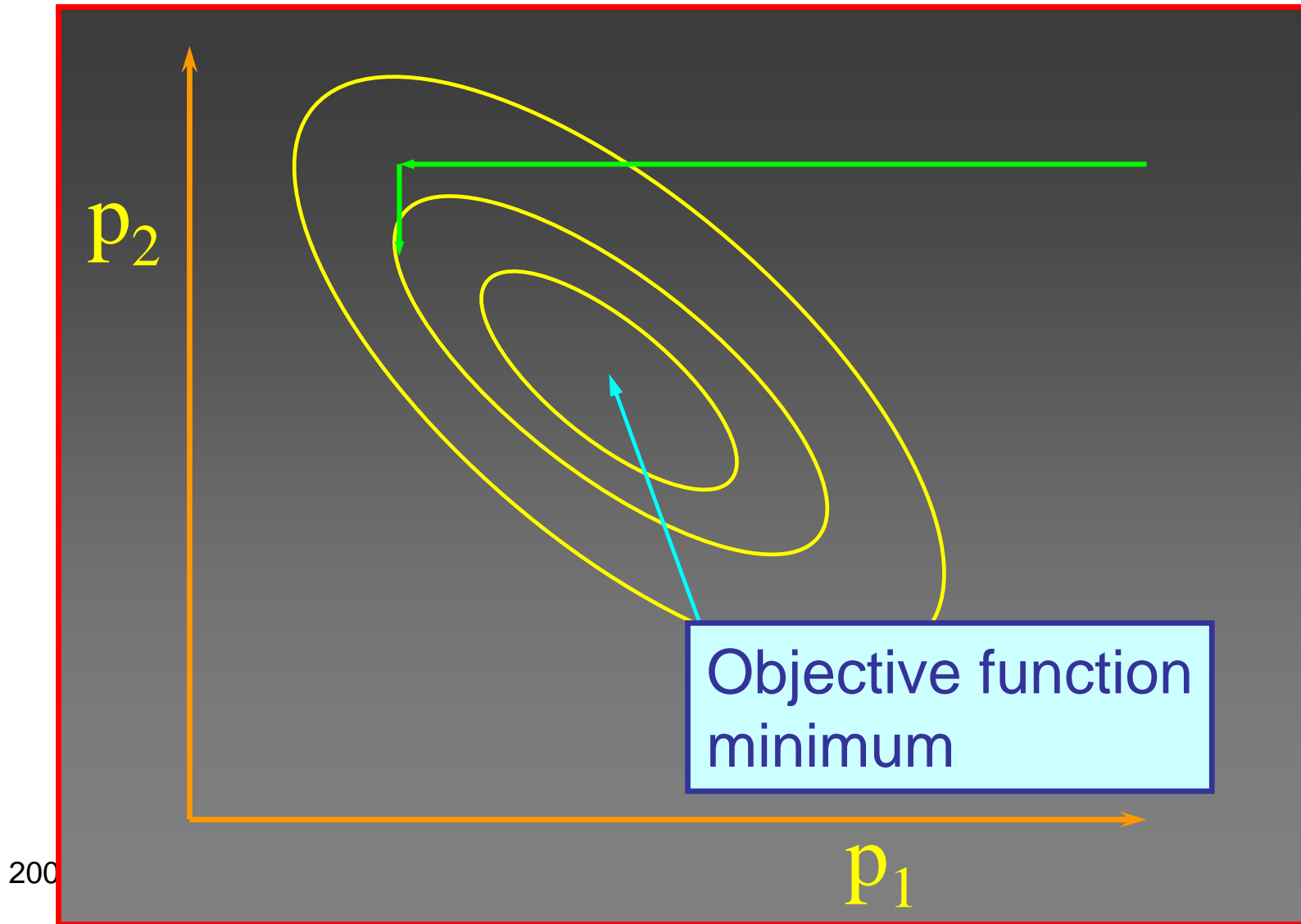
参数调整过程



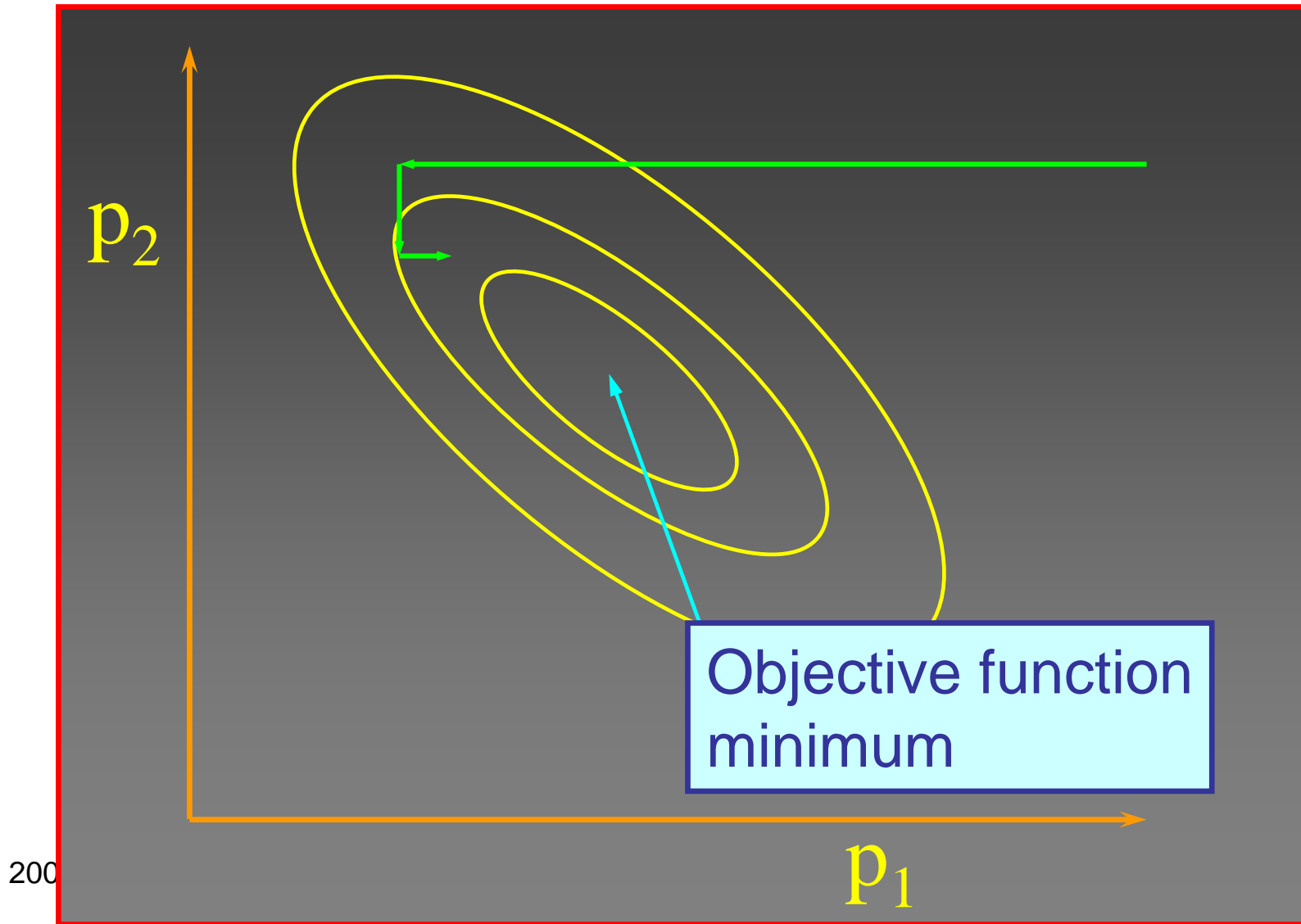
Adjusting p_1



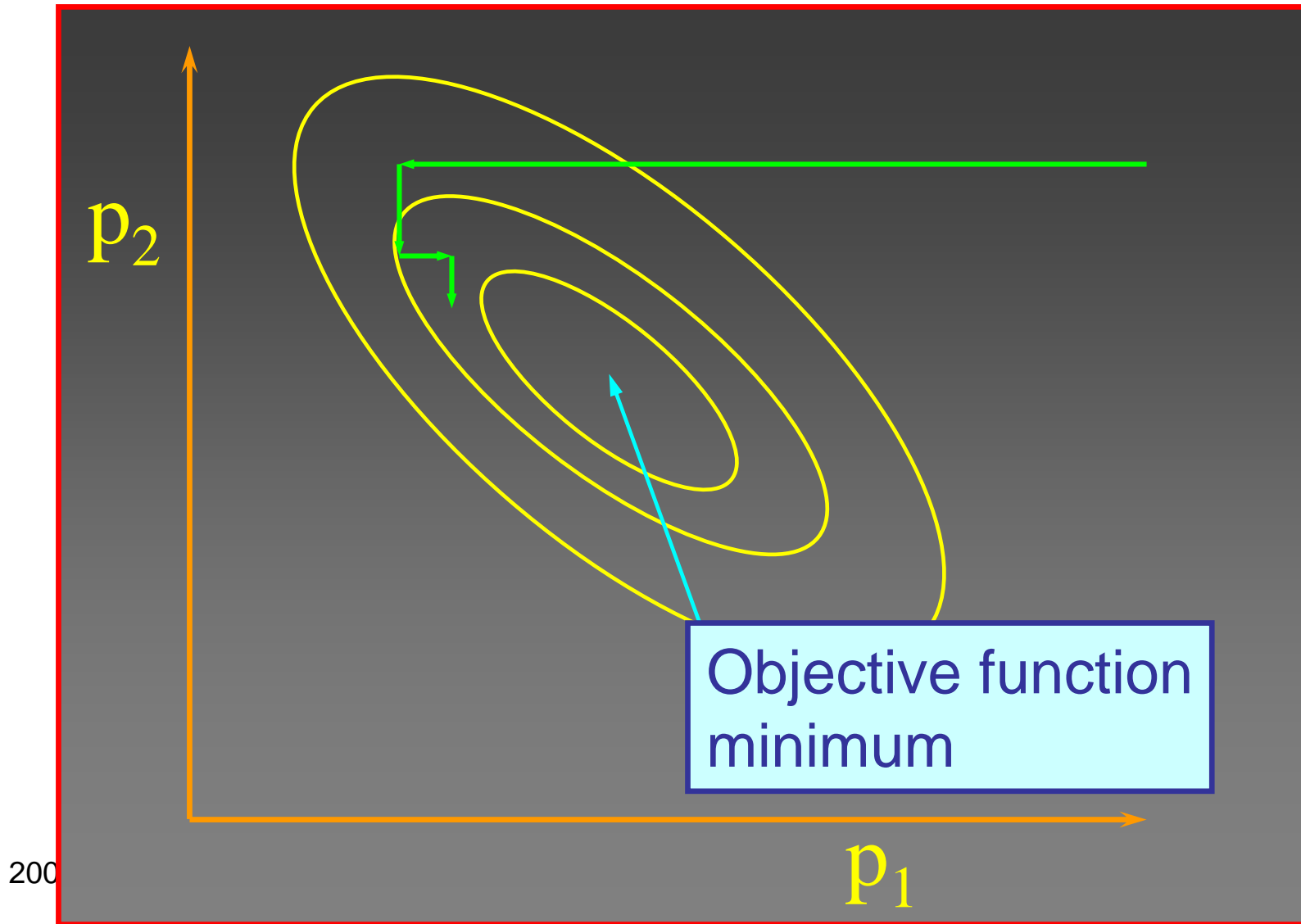
Adjusting p_2



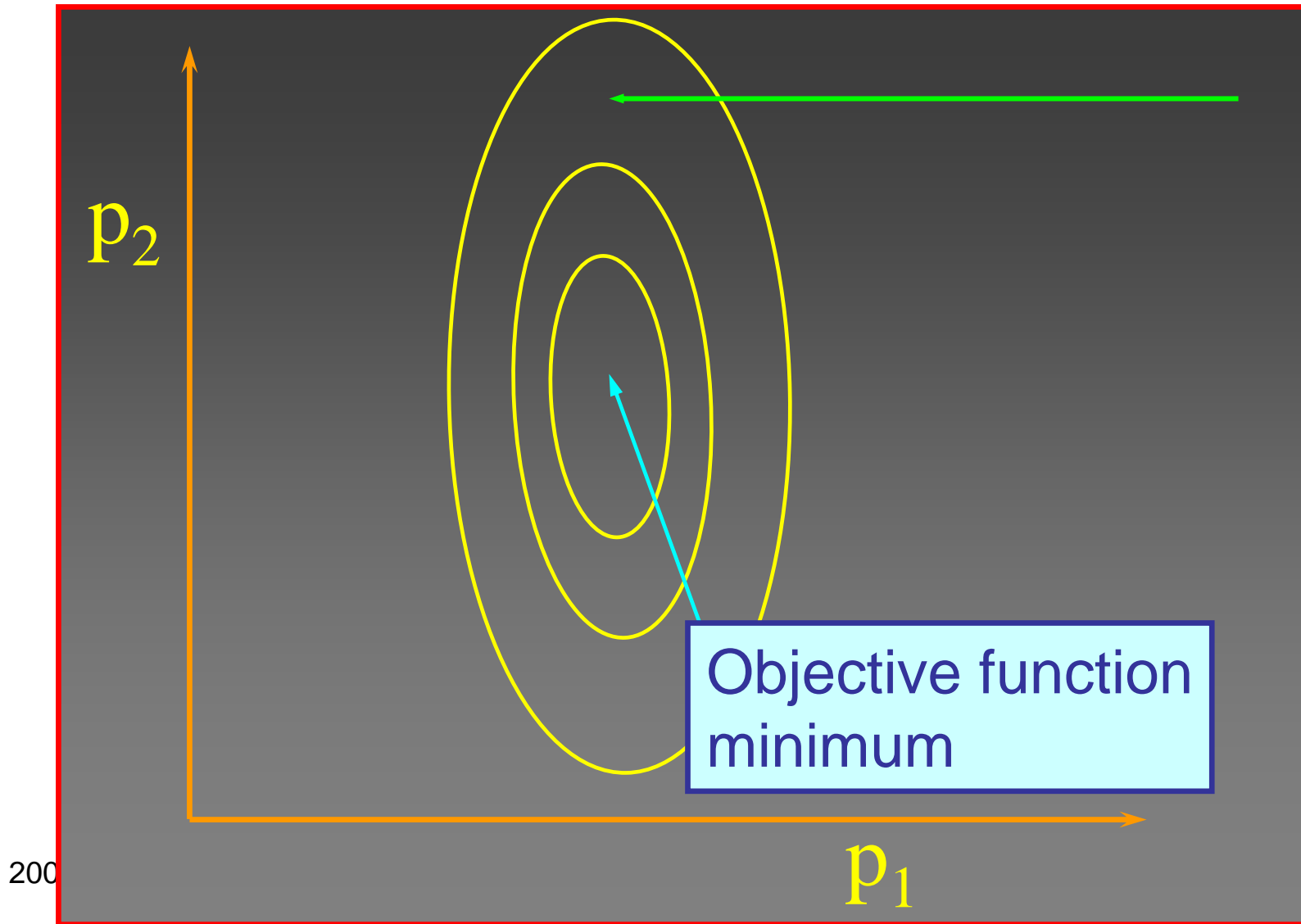
Adjusting p_1



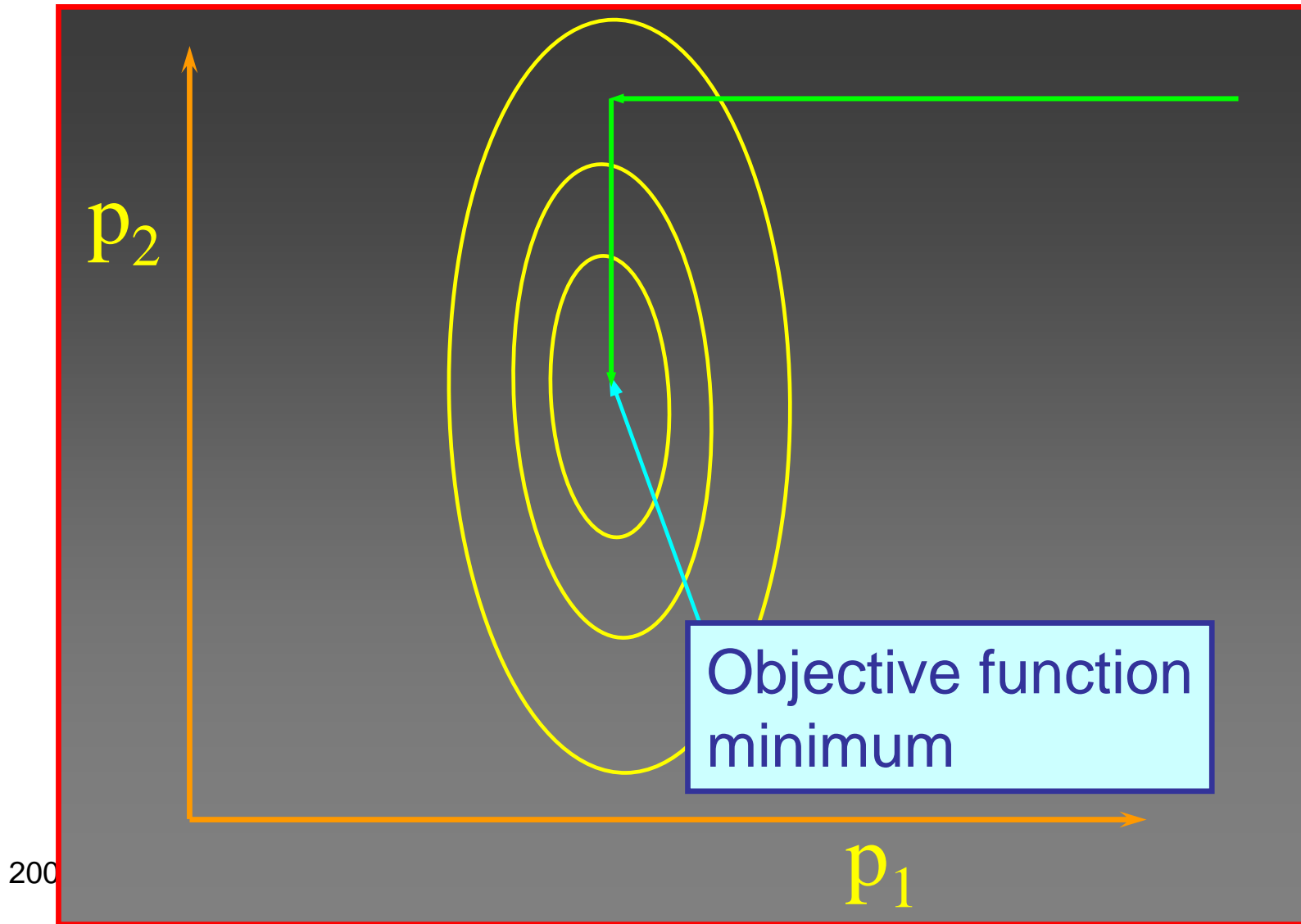
Adjusting p_2



Parameters are orthogonal



Parameters are orthogonal



为参数增加权重



Objective Function without weights:-

$$\Phi = (\mathbf{o} - \mathbf{Mp})^t (\mathbf{o} - \mathbf{Mp})$$

$$= \sum (q_i - o_i)^2$$

$$= \sum r_i^2$$



Objective Function with weights:-

$$\Phi = (\mathbf{o} - \mathbf{Mp})^t \mathbf{Q}(\mathbf{o} - \mathbf{Mp})$$

$$= \sum (w_i [q_i - o_i])^2$$

$$= \sum (w_i r_i)^2$$



Cofactor matrix:-

$$Q = \begin{bmatrix} w_1^{-1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_2^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_3^{-1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_4^{-1} \end{bmatrix}$$

$=$ “*cofactor matrix*”



在何时使用权重？

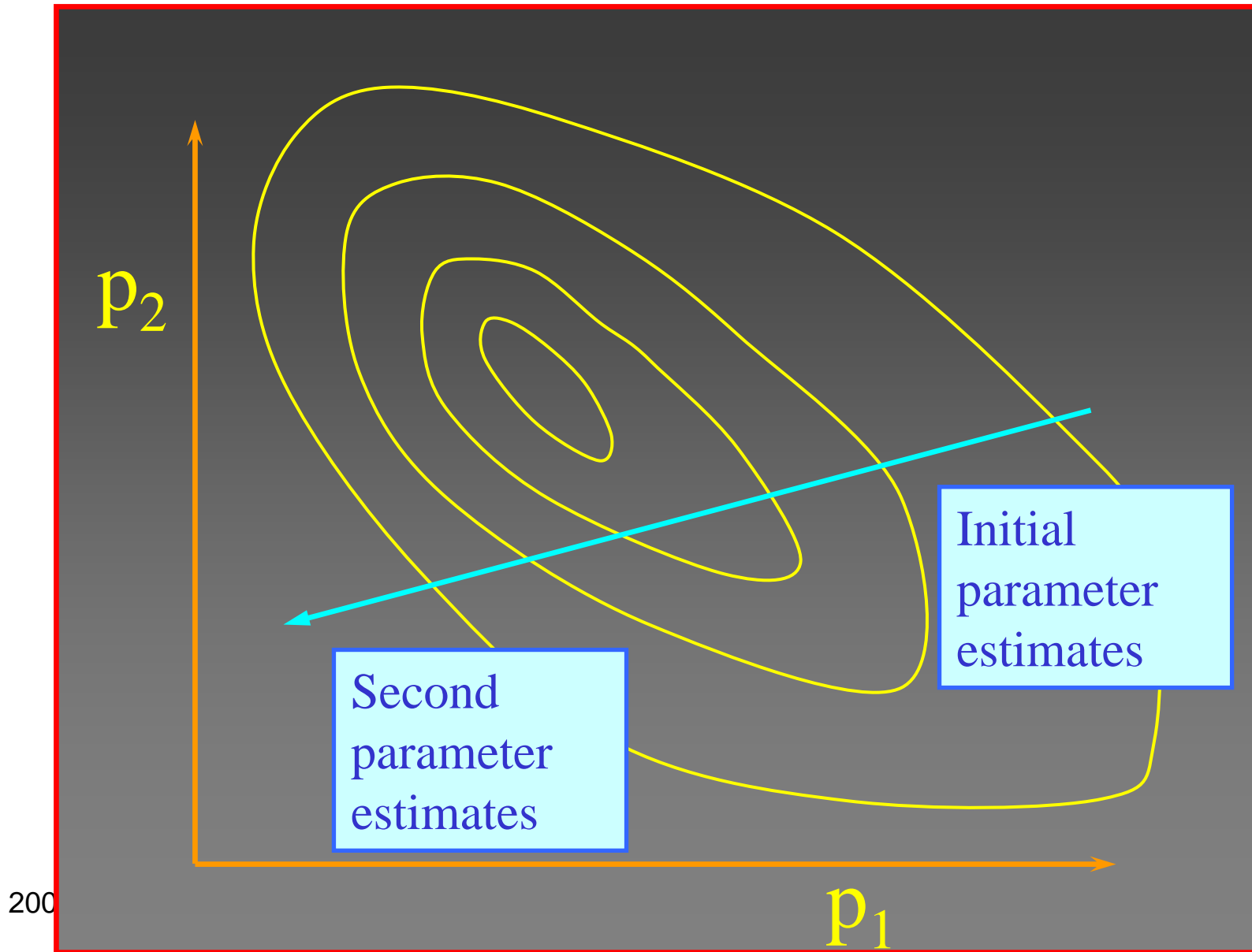
- ▶ 区别可信度不同的实地测量数据
- ▶ 在需要进行模拟的重点区域的数据可以给以更高的权重
- ▶ 如果模拟区的数据密度不同，可以给数据较稀少的区域赋以更高的权重
- ▶ 平衡不同实地测量类型的性质差别



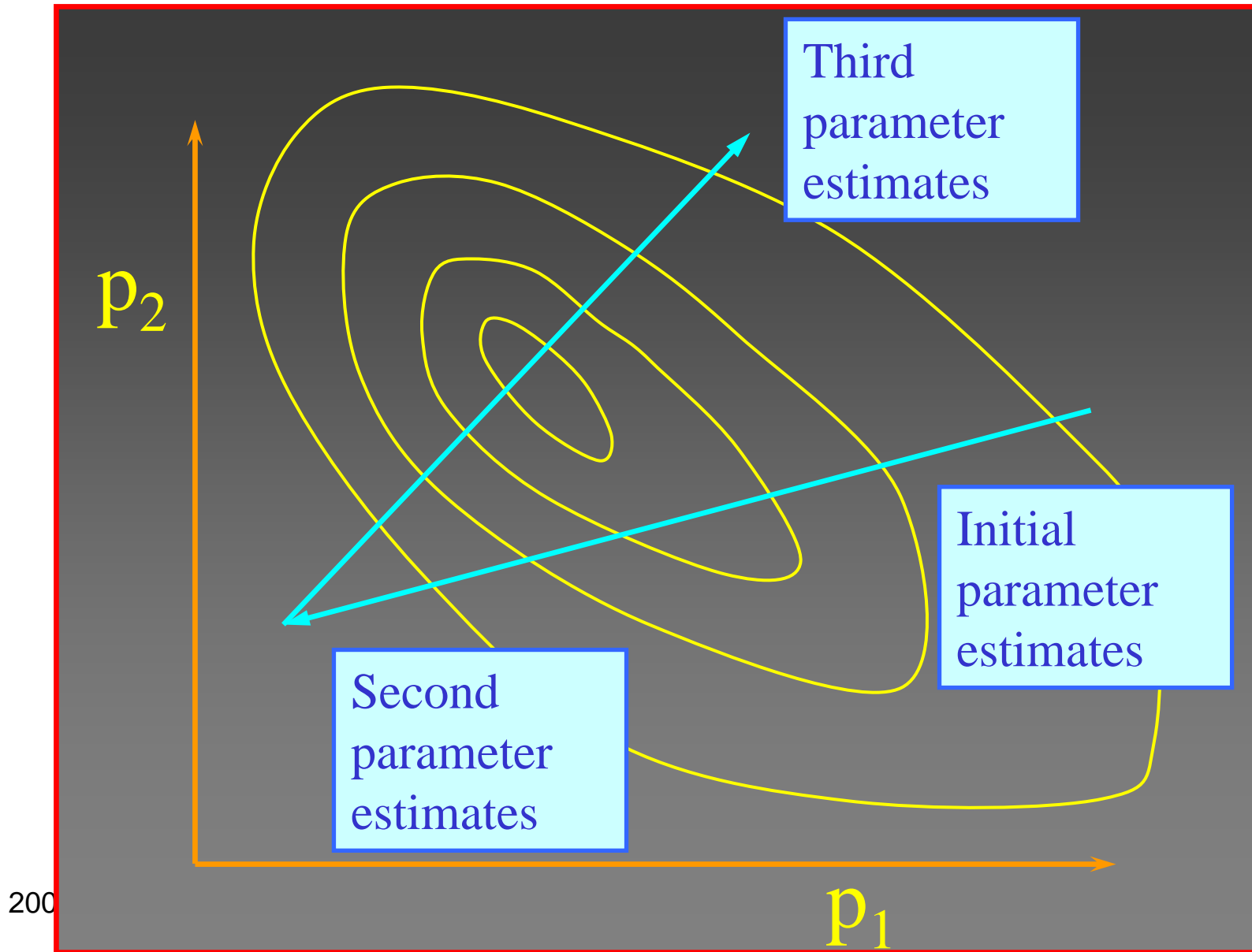
调参边际范围设定



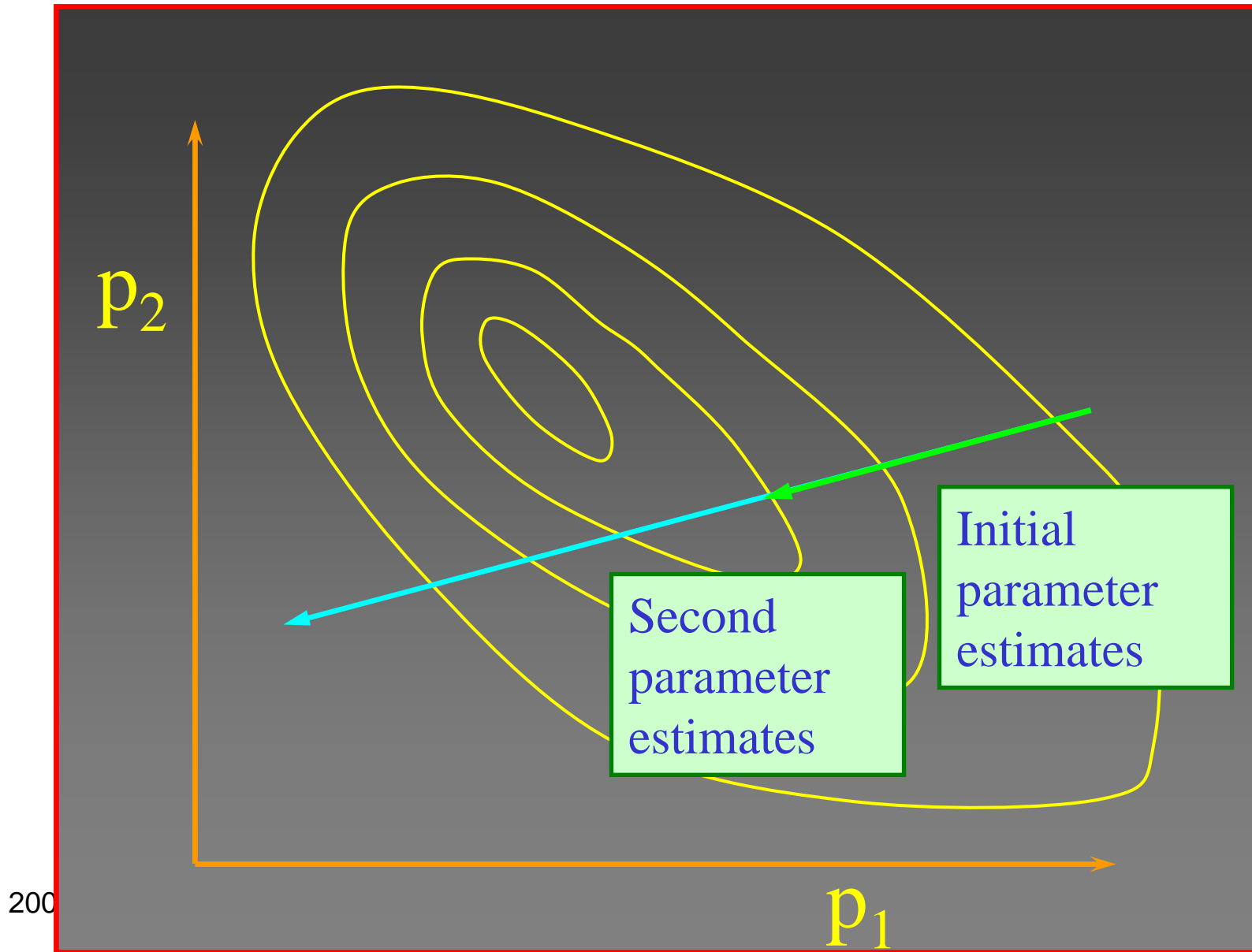
Without relative or factor change limit:-



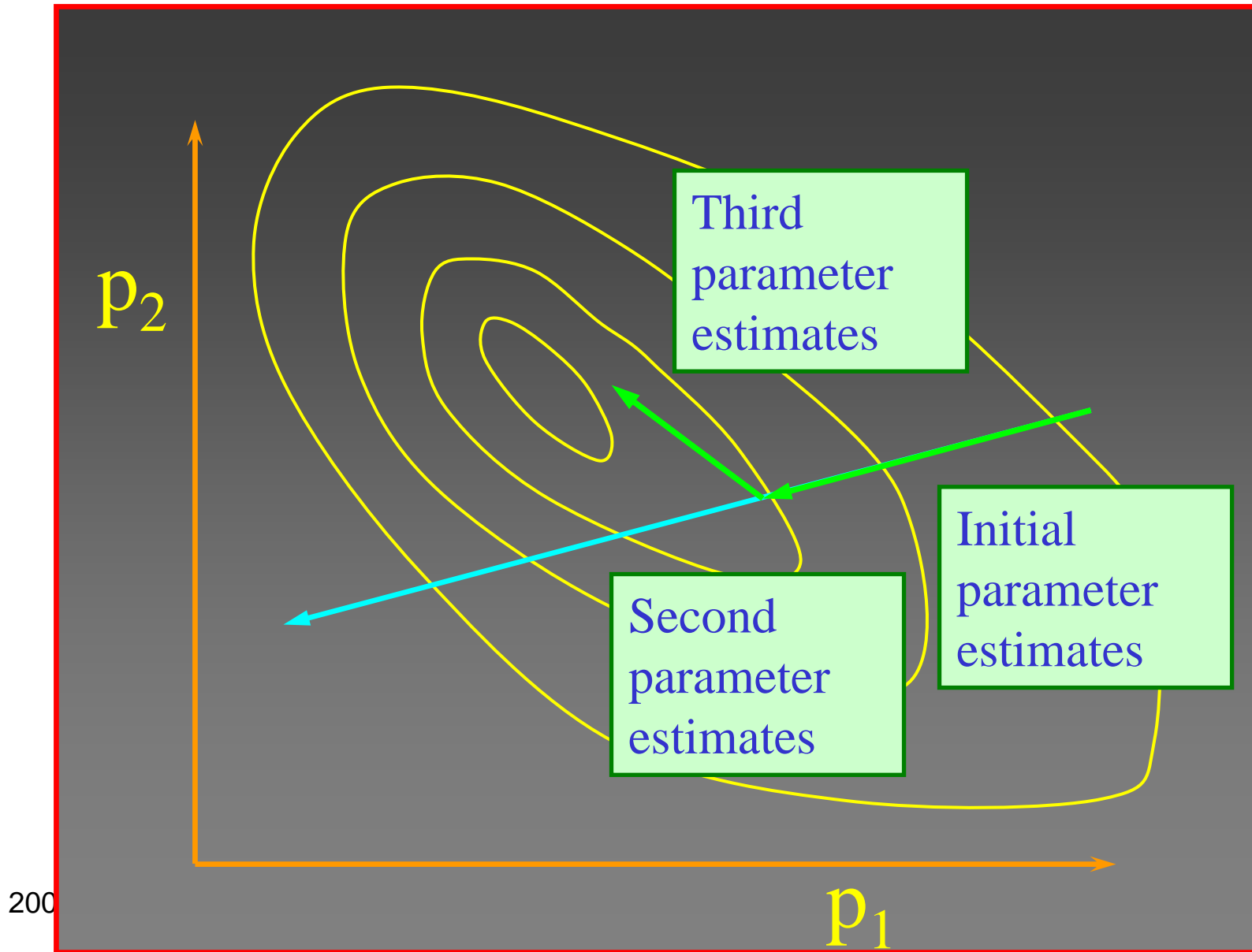
Without relative or factor change limit:-



With relative or factor change limit:-



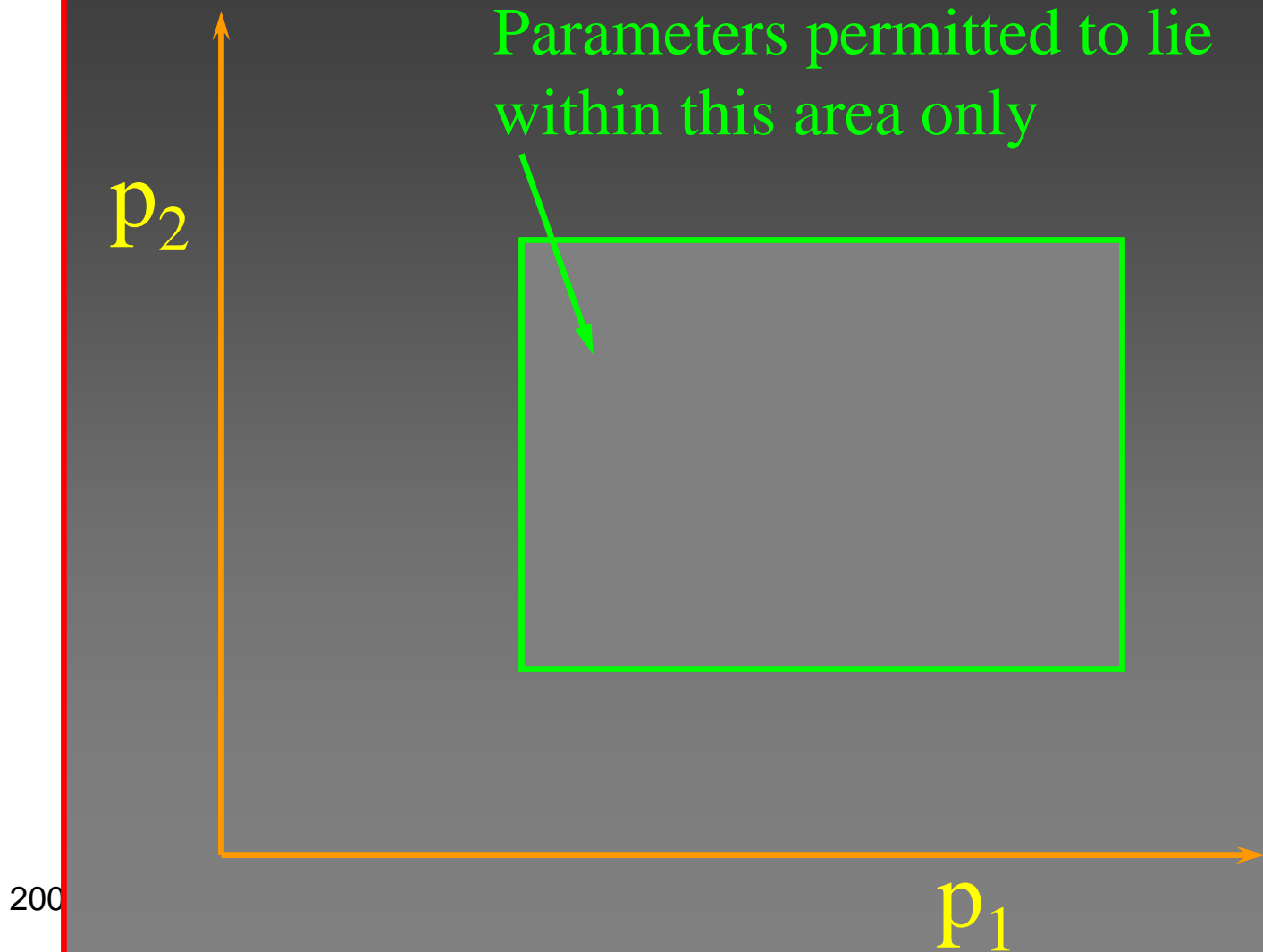
With relative or factor change limit:-



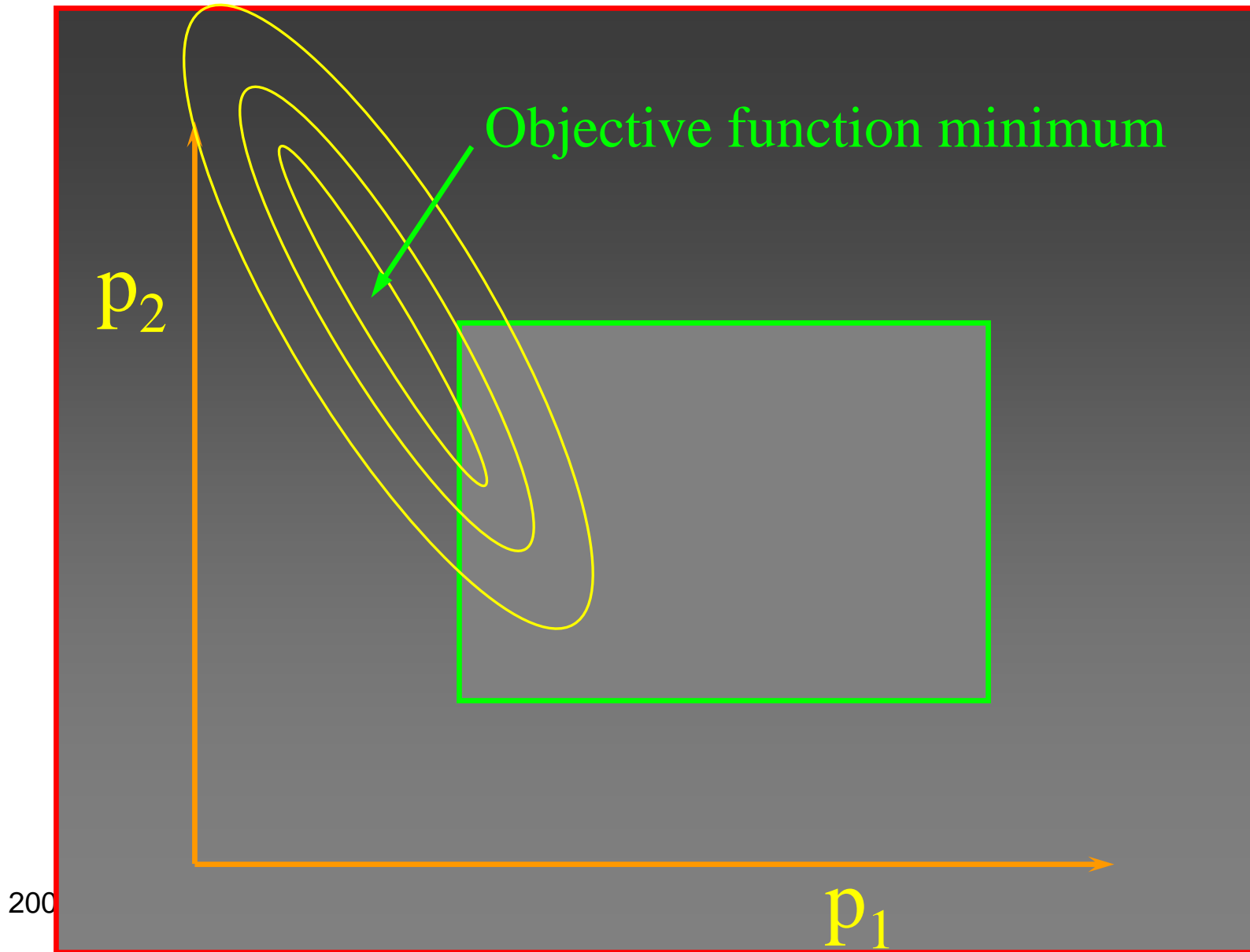
参数边界



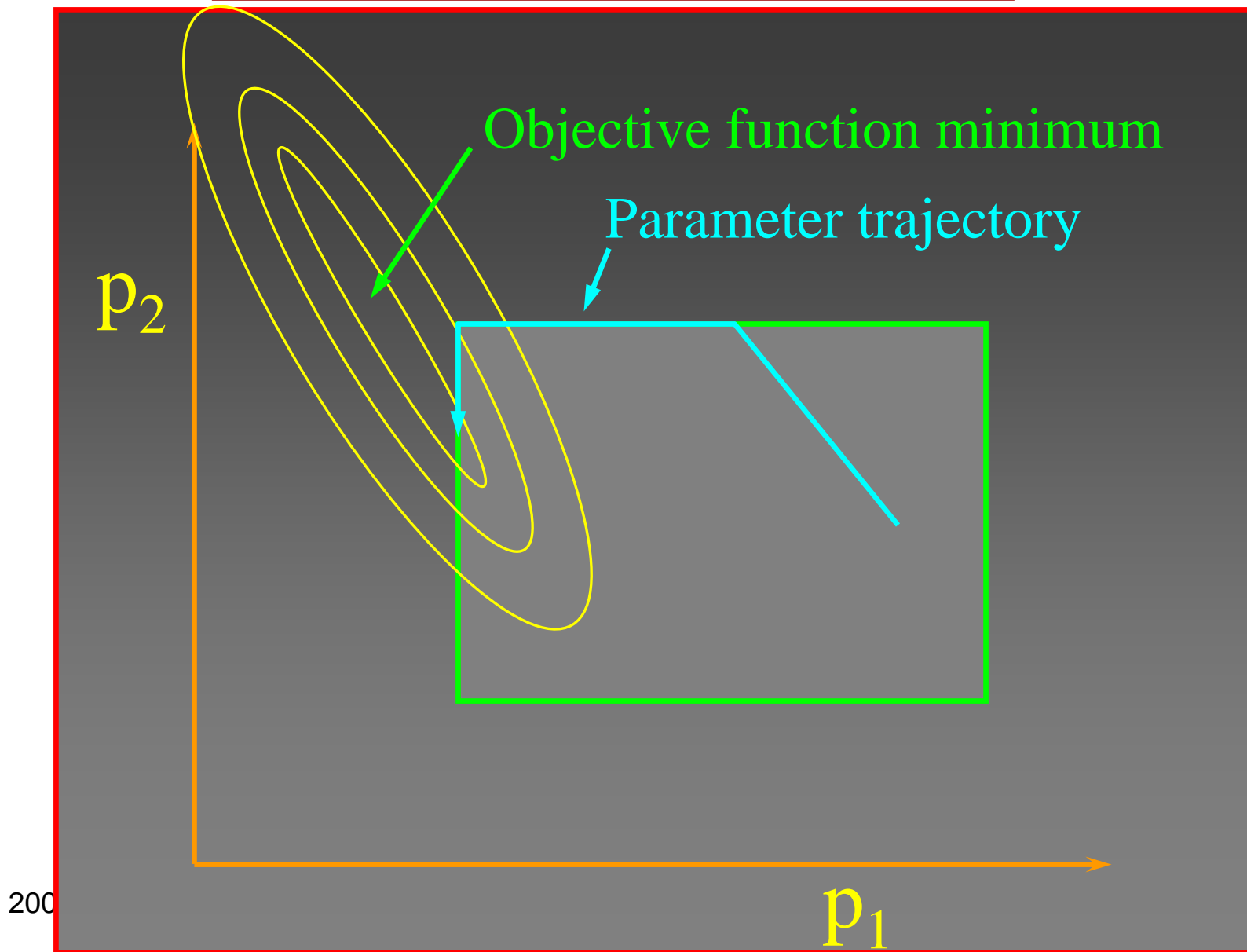
Parameter bounds



Parameter bounds



Parameter bounds



A Total Solution to Water and Environmental Issues

