



ELOSZTOTT SMART GRID KERETRENDSZER VALÓSZÍNŰSÉGI ELŐREJELZÉSEKHEZ

BARTA GERGŐ — BARTA@TMIT.BME.HU

ENERGETIKAI KÖRKÉP

TRENDEK



OKOSMÉRŐK, SMART GRID



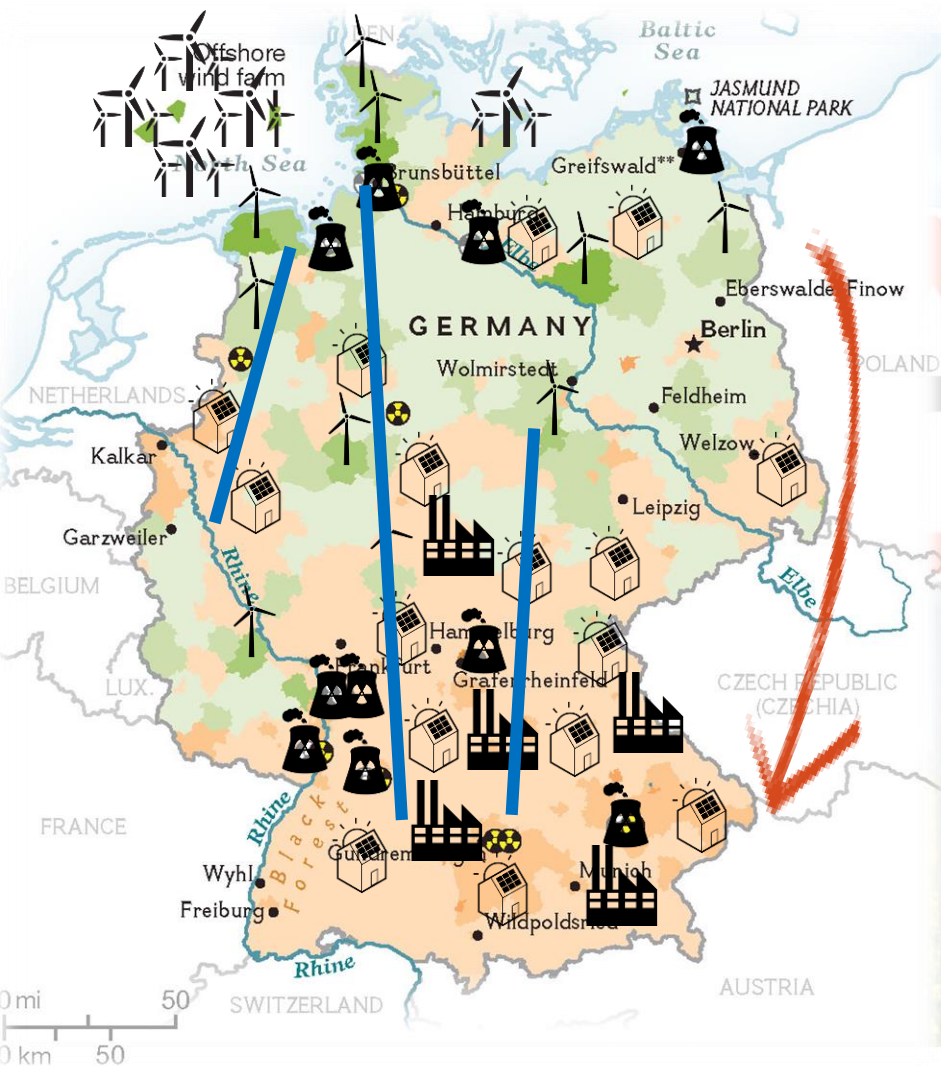
MEGÚJULÓ ENERGIÁK INTEGRÁLÁSA

HATÁS

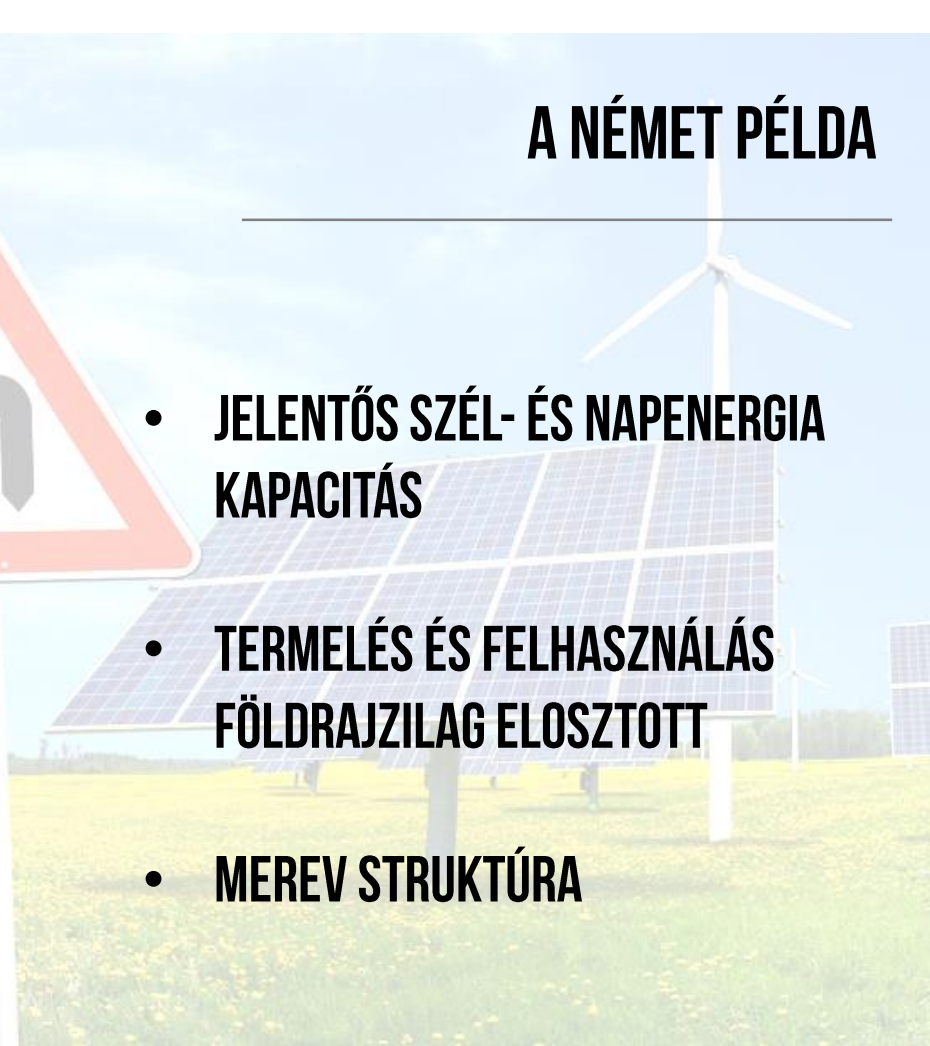
ADATBŐSÉG

**ELÉRTÜK AZ EDDIGI RENDSZER
KORLÁTAIT**

A NÉMET PÉLDA



- JELENTŐS SZÉL- ÉS NAPENERGIA KAPACITÁS
- TERMELÉS ÉS FELHASZNÁLÁS FÖLDRAJZILAG ELOSZTOTT
- MEREV STRUKTÚRA



ELŐREJELZÉSEK FONTOSSÁGA

FŐBB TERÜLETEK



ÁRAM FELHASZNÁLÁS

TERMELÉS



SZÉLENERGIA



NAPENERGIA



ENERGIA ÁR

FELHASZNÁLÁS

- SZABÁLYOZÁSI KÖRNYEZET (TERMELŐK)
- PIACI STRATÉGIA BEMENETE (KERESKEDŐK)
- CSÖKKEN A FLEXIBILITÁS IGÉNYE (SZOLGÁLTATÓK)



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- ONLINE
- SPARSE (RITKA)
- ELŐSZTOTT
- VALÓSZÍNŰSÉGI
- VEKTOR

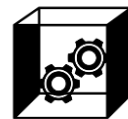
ELŐREJELZÉSEK

BEMENET

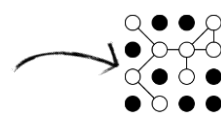


SMART METER
SMART GRID
BIG DATA

MODELL



KIMENET



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- **ONLINE**
- **SPARSE (RITKA)**
- **ELŐSZTOTT**
- **VALÓSZÍNŰSÉGI**
- **VEKTOR**

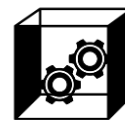
ELŐREJELZÉSEK

BEMENET

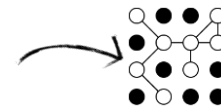


**SMART METER
SMART GRID
BIG DATA**

MODELL



KIMENET



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- ONLINE
- *SPARSE (RITKA)*
- ELOSZTOTT
- VALÓSZÍNŰSÉGI
- VEKTOR

ELŐREJELZÉSEK

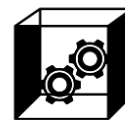
BEMENET



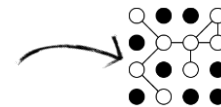
SMART METER
SMART GRID
BIG DATA



MODELL



KIMENET



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- ONLINE
- SPARSE (RITKA)
- *ELŐSZTOTT*
- VALÓSZÍNŰSÉGI
- VEKTOR

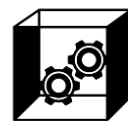
ELŐREJELZÉSEK

BEMENET

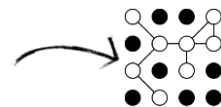


SMART METER
SMART GRID
BIG DATA

MODELL



KIMENET



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- ONLINE
- SPARSE (RITKA)
- ELŐSZTOTT
- VALÓSZÍNŰSÉGI
- VEKTOR

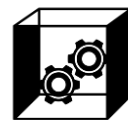
ELŐREJELZÉSEK

BEMENET

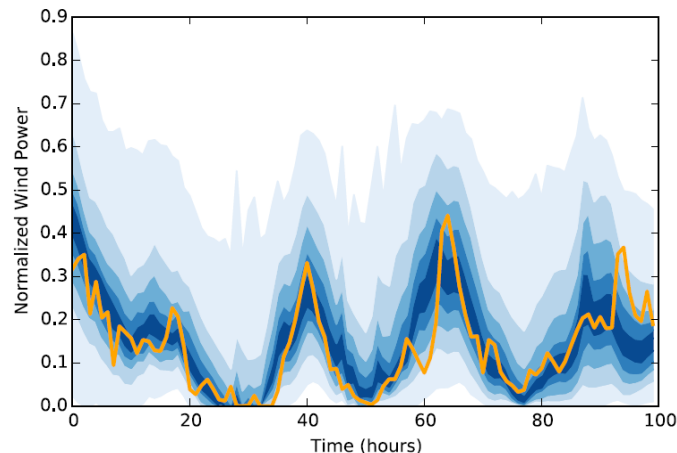


SMART METER
SMART GRID
BIG DATA

MODELL



KIMENET



KUTATÁSI IRÁNYVONALAK

SMART GRID KIHÍVÁSOK

- ONLINE
- SPARSE (RITKA)
- ELŐSZTOTT
- VALÓSZÍNŰSÉGI
- VEKTOR

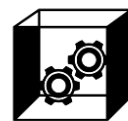
ELŐREJELZÉSEK

BEMENET

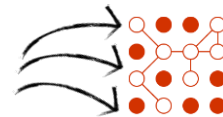


SMART METER
SMART GRID
BIG DATA

MODELL



KIMENET



ALTERNATING DIRECTION METHOD OF MULTIPLIERS (ADMM)

- ELŐDÖK: DUAL ASCENT, METHOD OF MULTIPLIERS
- KONVEX OPTIMALIZÁCIÓ
- RUGALMAS KERETRENDSZER
- FELBONTHATÓSÁG - ELOSZTOTT MŰKÖDÉS
- KIVÁLÓ KONVERGENCIA

$$\text{minimize } f(x) + g(z) \quad (1)$$

$$\text{subject to } x - z = 0$$

$$x^{k+1} = \text{prox}_f(z^k - u^k) \quad (2)$$

$$z^{k+1} = \text{prox}_g(x^{k+1} + u^k) \quad (3)$$

$$u^{k+1} = u^k + x^{k+1} - z^{k+1} \quad (4)$$



Boyd, Stephen, et al. "Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers." *Foundations and Trends® in Machine Learning* 3.1 (2011): 1-122.

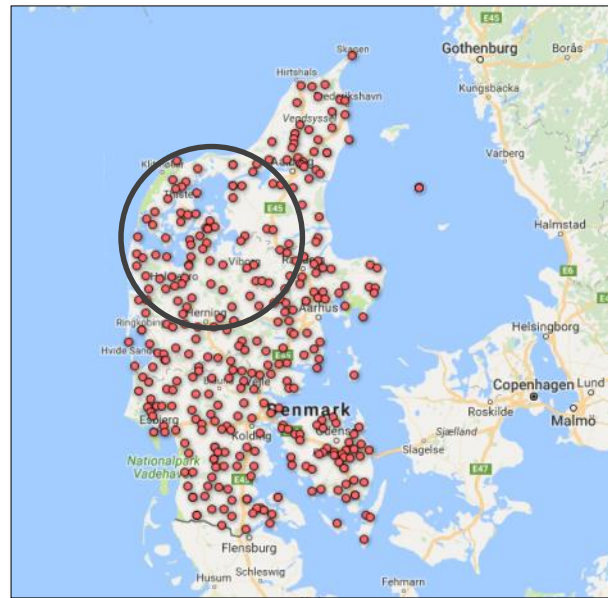
Parikh, Neal, and Stephen P. Boyd. "Proximal Algorithms." *Foundations and Trends in optimization* 1.3 (2014): 127-239.

ESETTANULMÁNY: DÁN SZÉLFARMOK

- 104 SZÉLFARM
- 6 ÉVNYI ADAT (210K MEGFIGYELÉS, 416 ATTRIBÚTUM)
- NEGYEDÓRÁS BONTÁS
- 3 LÉPÉSES VISSZATEKINTÉS
- MELY SZÉLFARMOK MŰKÖDÉSE FÜGG ÖSSZE?

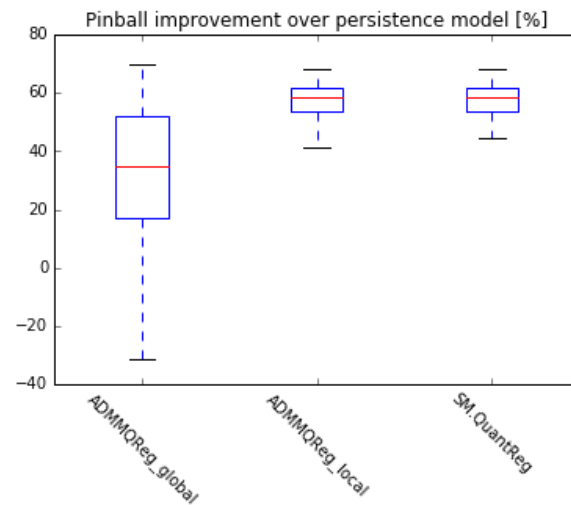
CÉLOK

- ELOSZTOTT SZÁMÍTÁS
- VALÓSZÍNŰSÉGI ELŐREJELZÉS
- RITKA (SPARSE) MEGOLDÁS



KVANTILIS REGRESSZIÓ - ADMM

- ADMM IMPLEMENTÁCIÓ



- PROBLÉMÁK

- TELJESÍTMÉNY VISSZAESÉS - TÚLTANULÁS
- SZÉLSŐ KVANTILISEKNÉL KEVÉS ADATPONT
- KVANTILISEK ÖSSZECSÚSZNAK

$$Z_i\beta(q_1) + \alpha(q_1) > Z_i\beta(q_2) + \alpha(q_2)$$

Chernozhukov, Victor, Iván Fernández-Val, and Alfred Galichon.
"Quantile and probability curves without crossing."
Econometrica 78.3 (2010): 1093-1125.

L1 REGULARIZÁLT LINEÁRIS MODELL - ADMM LASSO

- A GÉPI TANULÁSI FELADATOK JÓL ILLESZKEDNEK AZ ADMM STRUKTÚRÁBA
- AZ L1 REGULARIZÁCIÓ GARANTÁLJA A RITKA MEGOLDÁST (SPARSITY)
- L2 REGULARIZÁCIÓN ALAPULÓ L1 REGULARIZÁLT REGRESSZIÓ
- SOFT THRESHOLDING – AZ L1 KÖZELÍTŐ OPERÁTORA

$$\begin{aligned} \text{minimize } f(x) + g(z) &= \frac{1}{2} \|Ax - b\|_2^2 + \lambda \|z\|_1 \\ \text{subject to } x - z &= 0 \end{aligned} \quad (5)$$

$$x^{k+1} = (A^T A + \rho I)^{-1} (A^T b + \rho(z^k - u^k)) \quad (6)$$

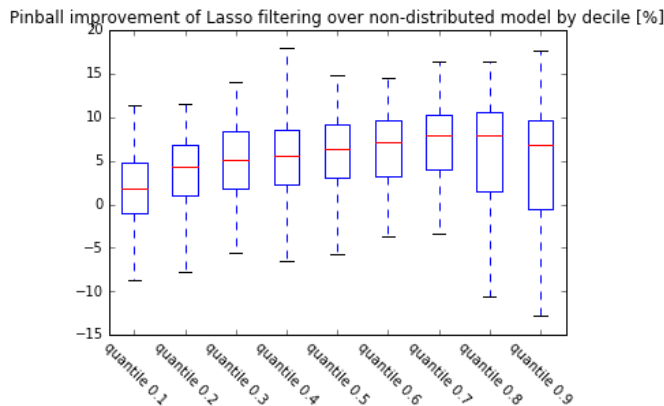
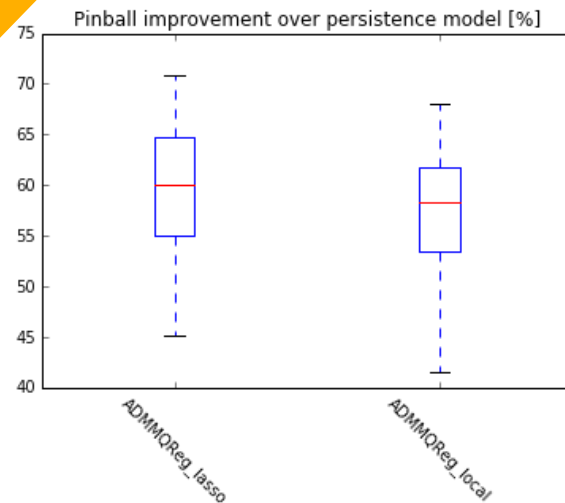
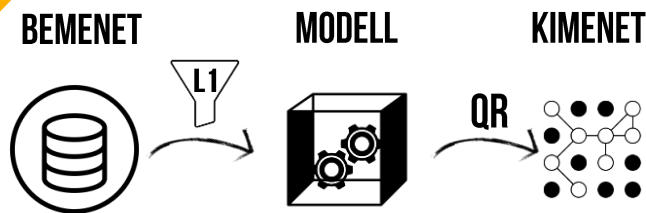
$$z^{k+1} = S_{\lambda/\rho}(x^{k+1} + u^k) \quad (7)$$

$$u^{k+1} = u^k + x^{k+1} - z^{k+1}, \quad (8)$$

$$S_{\kappa}(a) = \begin{cases} a - \kappa & a > \kappa \\ 0 & |a| \leq \kappa \\ a + \kappa & a < -\kappa, \end{cases} \quad (9)$$

L1 SZÜRT KVANTILIS REGRESSZIÓ

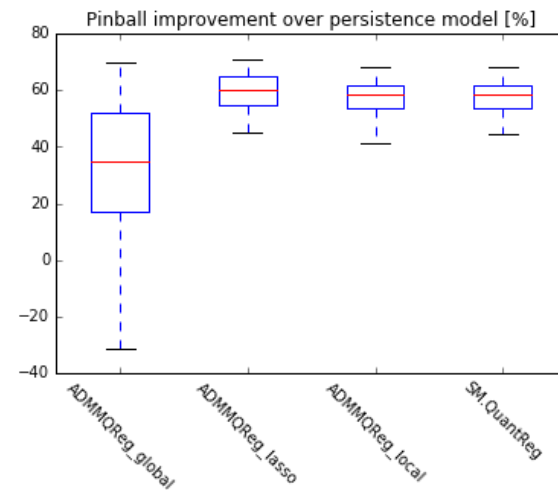
- **LASSO: ATTRIBÚTUMOK ELŐSZÜRÉSE**
- **KVANTILIS TANULÁS CSAK A RELEVÁNS LEÍRÓKON**
- **A LASSO SZŰRÉS A TELJES ELOSZLÁS MENTÉN HATÉKONY**



ÖSSZEGZÉS

- A SMART GRID ÉRA KIHÍVÁSAI
- ELŐREJELZÉSEK KUTATÁSI IRÁNYVONALAI
- RUGALMAS OPTIMALIZÁCIÓS KERETRENDSZER

- ELOSZTOTT
- VALÓSZÍNŰSÉGI MEGOLDÁS
- (FÉLIG) RITKA





KÖSZÖNÖM A FIGYELMET!

BARTA GERGŐ — BARTA@TMIT.BME.HU

QUANTILE REGRESSION

$$\min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^N [q(y_i - X_i\beta - \alpha)_+ + (q-1)(y_i - X_i\beta - \alpha)_-],$$

$$(x)_+ = \max\{x, 0\}, \quad (x)_- = \min\{x, 0\}$$

- OBJECTIVE FUNCTION FOR SINGLE QUANTILE CASE

$$\min_{\alpha, \beta} h(y - X\beta - \alpha \mathbf{1}_N; q),$$

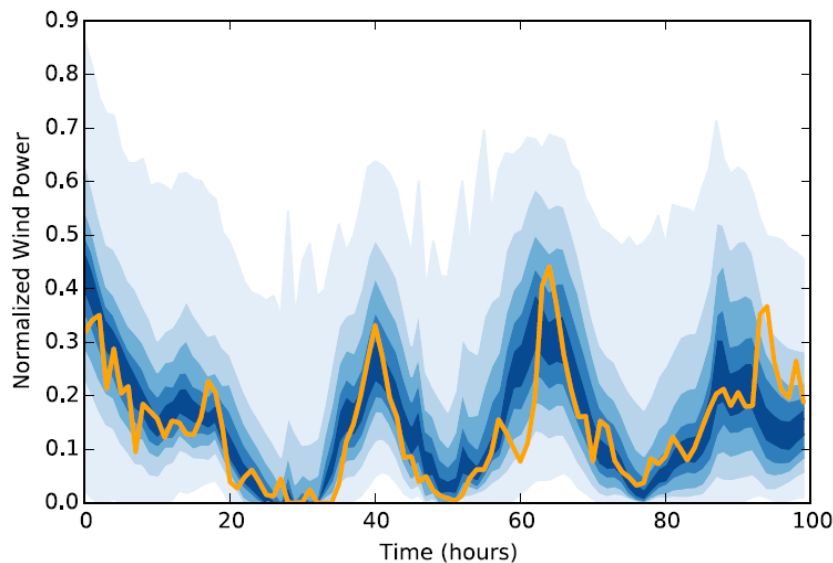
$$h(x; q) = \frac{1}{2} \|x\|_1 + (q - \frac{1}{2}) \mathbf{1}_N^T x,$$

$$\min_w \sum_{i=1}^N f(z_i) + g(w),$$

$$\text{subject to } z = Aw,$$

$$f(z_i) = \frac{1}{2} |y_i - z_i| + \left(\frac{1}{2} - q\right) z_i, (i = 1, \dots, N),$$

$$g(w) = 0$$



QUANTILE REGRESSION

$$\begin{aligned}x^{k+1} &= (A^T A + \rho I)^{-1} (A^T b + \rho(z^k - u^k)) \\z^{k+1} &= S_{\lambda/\rho}(x^{k+1} + u^k) \\u^{k+1} &= u^k + x^{k+1} - z^{k+1},\end{aligned}$$

$$\min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^N [q(y_i - X_i \beta - \alpha)_+ + (q-1)(y_i - X_i \beta - \alpha)_-],$$

$$(x)_+ = \max\{x, 0\}, \quad (x)_- = \min\{x, 0\}$$

- ADMM IMPLEMENTATION – SINGLE QUANTILE CASE**

$$(prox_f(z))_i = y_i + \left(z_i - y_i - \frac{1-q}{\rho}\right)_+ - \left(y_i - z_i - \frac{q}{\rho}\right)_+$$

$$(prox_g(w))_i = w_i$$

$$w^{(k+\frac{1}{2})} = prox_g(w^k - \tilde{w}^k)$$

$$z^{(k+\frac{1}{2})} = prox_f(z^k - \tilde{z}^k)$$

$$(w^{(k+1)}, z^{(k+1)}) = \Pi_A(w^{(k+\frac{1}{2})} + \tilde{w}^k, z^{(k+\frac{1}{2})} + \tilde{z}^k)$$

$$\tilde{w}^{(k+1)} = \tilde{w}^k + w^{(k+\frac{1}{2})} - w^{(k+1)}$$

$$\tilde{z}^{(k+1)} = \tilde{z}^k + z^{(k+\frac{1}{2})} - z^{(k+1)},$$

$$\Pi_A(w, z) = \left((A^T A + I)^{-1} (A^T z + w), Aw \right)$$

$$\min_{\alpha, \beta} h(y - X\beta - \alpha \mathbf{1}_N; q),$$

$$h(x; q) = \frac{1}{2} \|x\|_1 + (q - \frac{1}{2}) \mathbf{1}_N^T x,$$

$$\min_w \sum_{i=1}^N f(z_i) + g(w),$$

$$\text{subject to } z = Aw,$$

$$f(z_i) = \frac{1}{2} |y_i - z_i| + \left(\frac{1}{2} - q\right) z_i, \quad (i = 1, \dots, N),$$

$$g(w) = 0$$

EXTRA: ADAPTIVE STEP SIZE



- DRIVES ACCURACY & CONVERGENCE
- INITIAL CHOICE HAS STRONG EFFECT

$$x^{k+1} = (A^T A + \rho I)^{-1} (A^T b + \rho(z^k - u^k))$$

$$(\text{prox}_f(z))_i = y_i + \left(z_i - y_i - \frac{1-q}{\rho} \right)_+ - \left(y_i - z_i - \frac{q}{\rho} \right)_+$$

$$r^{k+1} = Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - c$$

$$s^{k+1} = \rho A^T B(z^{k+1} - z^k)$$

$$\rho^{k+1} = \begin{cases} \tau^{incr} \rho^k, & \text{if } \|r^k\|_2 > \mu \|s^k\|_2 \\ \frac{\rho^k}{\tau^{decr}}, & \text{if } \|s^k\|_2 > \mu \|r^k\|_2 \\ \rho^k, & \text{otherwise} \end{cases}$$

