

【はじめに】

平成21年告示の学習指導要領からは「課題学習」が導入されますが、平成11年の改訂では「情報教育」が全教科を通して実施できるだけで、これを根拠に平成15年度入学者からコンピュータを用いた教材を授業に取り入れることとなります。20年前に勤務した穂別高校では情報処理室がほぼ毎時間使用できることで平成14年度の数学B（「データの整理」は旧課程で数学B）も表計算ソフトを使って授業を行うことができましたが、レポートIの資料にある株式ゲームとの関連では時系列データや散布図の説明の際にタイムラグを用いてデータ予測ができるという程度の説明でした。（資料1）

このレポートでは学習指導要領の改訂に合わせて、タイムラグのあるデータを使って回帰直線を求めてデータ予測をするまでを教材として仕上げました。

1986年にシンガポールの取引所で日経225先物取引が始まり、88年に大阪、90年にはシカゴでも取引が始まります。大阪での価格はシカゴの終値に近い金額で取引が開始され翌日の日経平均にも大きな影響を及ぼします。現在は大阪取引所でも夜間取引が行われるようになり、シカゴのデータは以前ほど重要視されなくなったようです。出来高から考えるとシンガポール取引所は取引量の大きさでは重要ですが、時差はシカゴの15時間に対して1時間で、夜間取引も行っていることからタイムラグのあるデータとして考える場合にはシカゴのデータが教材になります。

【タイムラグを見つける】

表1と表2は日経225先物の今年の1月から10月までの大阪とシカゴの取引所でのデータです。大阪とシカゴのデータについて相関を調べます。一方の取引所が休みの日のデータは除き、同一日だけのデータで計算してみましょう。



表1 大阪日経225先物

日時	始値	高値	安値	終値	出来高
11月1日	38820	38940	37940	38120	48,450株
10月31日	39550	39720	38840	39060	38,656株
10月30日	39090	39490	38890	39490	33,374株
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1月15日	35570	36000	35390	36000	47,093株
1月12日	35320	35710	34990	35610	78,377株

表2 CME 日経225先物(円建て)

日付	始値	高値	安値	終値	出来高
11月1日	38335	38785	37950	38580	23,830株
10月31日	39300	39300	38125	38355	28,778株
10月30日	39215	39730	39025	39295	20,723株
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1月9日	33845	33970	33580	33870	21,776株
1月8日	33445	33915	33240	33840	17,589株



相関はかなり高いですが、大阪の始値とシカゴの終値の相関係数だけは0.9未満で少し低いですね。でも時差があるのでシカゴの前日のデータと比較した方が良いのではないのでしょうか？

表3 大阪とシカゴのデータの相関

		シカゴ				
		始値	高値	安値	終値	出来高
大阪	始値	0.965	0.941	0.911	0.898	-0.1765
	高値	0.977	0.984	0.931	0.924	-0.1454
	安値	0.971	0.958	0.977	0.94	-0.3187
	終値	0.954	0.979	0.976	0.955	-0.2687
	出来高					0.6917



そうですね。シカゴは中部標準時なので日本との時差は15時間です。日本の方が15時間進んでいますが、夏はサマータイムを実施しているので14時間の時差になります。360°を24時間で割ると1時間あたり15°となり、15°で1時間の時差です。シカゴは西経87°、日本は明石市の東経135°を基準にします。経度の差を138°と考えるか222°と考えるかで15時間か9時間になりますが15時間ですね。



何故15時間の方になるのでしょうか？



成す角を30°とみるか330°とみるのかと同じようなものですが、時差の計算では日付変更線を超えないように考えるので東に向かって経度の差を考えて15時間の方を採用します。表3と同様に大阪の前日にシカゴでも取引が行われている日だけのデータを抜き出して相関を調べて下さい。

表4 前日のシカゴのデータとの相関

		シカゴ				
		始値	高値	安値	終値	出来高
大阪	始値	0.957	0.979	0.982	0.967	-0.3156
	高値	0.943	0.981	0.954	0.978	-0.2612
	安値	0.934	0.955	0.985	0.984	-0.3857
	終値	0.904	0.939	0.942	0.969	-0.3263
	出来高					0.5695



確かに前日のデータとの比較では大阪の始値とシカゴの終値との相関が0.898から0.967に数値が上がりました。逆に大阪の終値とシカゴの始値の相関が0.954から0.904に下がりましたが、シカゴの前日のデータから大阪の始値の予測ができそうですね。でもどのデータから始値を予測するのがよいのでしょうか？安値との

相関が最も高いようです。どれを採用してもあまり変わらないようにも思います。

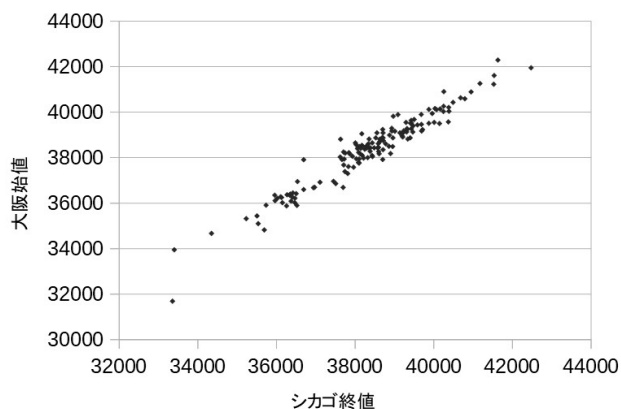


その前に大阪の始値とシカゴの前日の終値の2つのデータを時系列で比較して散布図をみましょう。何か気付くことはないでしょうか？

グラフ5 大阪の始値とシカゴの前日の終値の比較



グラフ6 シカゴ終値と大阪始値の相関



元データを見ると大阪では8月6日の始値が暴落しています。前日の8月5日の最安値が30370円まで下がり、終値も下がりました。4日から急激に下がりました。出来高も急に増え始めました。

元データを見ると大阪では8月6日の始値が暴落しています。前日の8月5日の最安値が30370円まで下がり、終値も下がりました。4日から急激に下がりました。出来高も急に増え始めました。

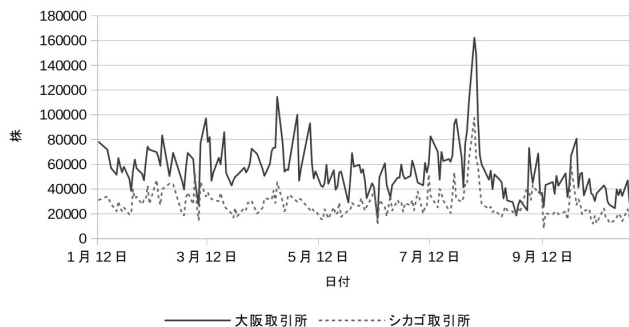
表7 大阪日経225先物

日付	始値	高値	安値	終値	出来高
8月7日	33950	35850	32830	35070	97,298株
8月6日	31690	34910	31140	34240	148,695株
8月5日	35770	35790	30370	31380	162,303株
8月2日	37910	37950	35800	35920	110,110株
8月1日	39090	39090	37730	37950	87,152株

表8 CME 日経225先物(円建て)

日付	始値	高値	安値	終値	出来高
8月7日	33300	35840	33225	34345	58,885株
8月6日	33385	34910	32830	33400	63,599株
8月5日	34835	34835	30370	33355	97,599株
8月2日	36700	36745	34355	34805	63,806株
8月1日	38725	38875	36420	36690	43,996株

グラフ9 大阪とシカゴの出来高の推移



最近の話なので記憶にあります。8月5日は日経平均の終値が4400円を超える過去最大の下げ幅になった日ですね。散布図でもその日のデータだけが離れていますし、出来高をみても異変に気付きます。

【回帰直線とデータ予測】



散布図やグラフも調べたので前日の終値を使って始値を予測してみましょう。グラフ6の回帰直線の方程式から求めてみましょう。



表10でシカゴの終値と大阪の始値をそれぞれ x, y とし、それぞれの平均を μ_x, μ_y 、標準偏差を σ_x, σ_y 、相関係数を r 、回帰直線を $y = ax + b$ とおくと

$$a = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} r \quad b = \mu_y - a\mu_x$$

になりますから

$$a = 0.997$$

$$b = 124.96$$

$$y = 0.997x + 104.66$$

ですね。

この式を基にして、その後のデータを予測してみます。

表10 大阪始値とシカゴ前日終値

日本時間	シカゴ前日終値	大阪始値
1月12日	35320	35230
1月18日	35440	35505
1月23日	36600	36690

10月31日	39295	39550
11月1日	38355	38820
平均	38356	38335
標準偏差	1524.282	1570.352
共分散	2315823.214	28571
相関係数	0.9674821365	1622

表11 回帰直線を用いたデータ予測

日本時間	シカゴの前日終値	大阪の始値		「実データ」と「予測値」の差
		予測値	実データ	
11月5日	38445	38423.702	38060	-363.7
11月6日	38990	38966.916	38640	-326.9
11月7日	40105	40078.263	39790	-288.3
11月8日	39700	39674.59	39170	-504.6
11月12日	39635	39609.803	39610	0.2
11月13日	39215	39191.179	39500	308.8



実データが4万円前後なので実データと予測値との差がどの程度か分かりにくいですが、予測値との差を実データに対する割合で表してみましょう。ついでに実データの前日からの変化も割合で表して比較してみましょう。

表12 予測値の差の実データに対する割合

日本時間	実データとの差		実データの前日終値からの変化	
	数値	割合(%)	数値	割合(%)
11月5日	-363.7	-0.946	760	1.99685
11月6日	-326.9	-0.8384	-580	-1.501
11月7日	-288.3	-0.7189	-1150	-2.8902
11月8日	-504.6	-1.271	620	1.58284
11月12日	0.2	0.0005	-440	-1.1108
11月13日	308.8	0.7875	110	0.27848
最大値		0.7875		1.99685
最小値		-1.271		-2.8902
平均		-0.4977		-0.274
標準偏差		0.6909		1.73013



実データの前日からの変化は標準偏差でみると1.7ですが、予測値とのズレは0.7ですから回帰直線で予測した値には意味がありそうですね。

研究1

身近なデータからタイムラグのあるものを探してデータを予測してみよう。

【使用するデータの更新】



表11では11月5日以降の予測に同じ回帰直線を用いてデータ予測をしましたが、表11の予測値を6日は5日まで、7日は6日までとして前日までのデータをさらに追加して蓄積し回帰直線を更新した式で予測したらどうなるのでしょうか？



面白い発想ですね。11月13日までのデータは160件あるので最初の50件で回帰直線を求め、残りのデータを同じ回帰直線を使った場合と毎日データを蓄積しながら更新して式を修正した場合で比較してみましょう。



50日までの回帰直線は $y = 0.963x + 1384.78$ ですから残りの110日の予測値を計算して実際のデータと比較すると下表のようになり、実データとの差を計算すると標準偏差は数値では433、割合では1.18になります。

表13 データを更新しない場合

日付	シカゴの前日終値	大阪の始値		実データとの差	
		予測値	実データ	数値	割合(%)
51	4月26日	37830	37830	37610	-220 -0.58499
52	4月30日	38320	38302.1	38000	-302.1 -0.79495
53	5月1日	38110	38099.8	38490	390.2 1.013857
...					
159	11月12日	39635	39568.9	39610	41.1 0.10365
160	11月13日	39215	39164.3	39500	335.7 0.849827
標準偏差		1473.458	1419.522	1548.467	433.32348 1.175274

一方データを毎日更新すると基本統計量と回帰直線の傾き、切片は毎日次のように変化します。

表14 更新時の基本統計量の推移

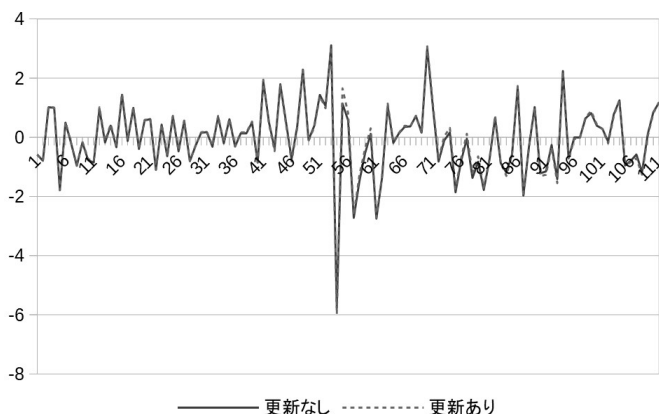
日付	μ_1	μ_2	σ_1	σ_2	σ_{12}	r	a	b	
50	4月25日	38273	38256.8	1583.46	1555.57	2415552	0.98067	0.9634	1384.78
51	4月26日	38264.3	38244.1	1569.06	1542.85	2373696	0.98053	0.96416	1351.34
52	4月30日	38265.4	38239.4	1553.92	1528.31	2327792	0.98018	0.96403	1350.57
...									
158	11月8日	38380.2	38349.7	1515.72	1556.35	2281118	0.96698	0.99291	241.831
159	11月12日	38388.1	38357.6	1514.2	1554.65	2276655	0.96712	0.99295	240.033

上記の更新データを基にして毎日修正した回帰直線を用いて予測すると下記の表になり、実データとの差の標準偏差は438になります。データを更新しても結果に大きな変化はないようです。

表15 データを更新した場合

日付	シカゴの前日終値	大阪の始値		実データとの差	
		予測値	実データ	数値	割合(%)
51	4月26日	37830	37830	37610	-220 -0.58499
52	4月30日	38320	38297.8	38000	-297.8 -0.78371
53	5月1日	38110	38089.6	38490	400.4 1.040197
...					
159	11月12日	39635	39595.6	39610	14.4 0.036298
160	11月13日	39215	39178.7	39500	321.3 0.813334
標準偏差		1473.458	1438.384	1548.467	438.30252 1.19066

グラフ16 実データと予測値の差の推移(%)



【異なるデータからの予測】



データは多いほど役立つに違いありません。直近のデータは重要ですが、古いデータをどこまで遡って使用するかは検討が必要かもしれません。最近では大阪取引所も夜間取引が始まり、6時に取引を終えるので以前に比べてシカゴのデータの重要性は低くなってきたようです。夜間取引が始まる前のデータと比較すると面白いかもしれませんが、古いデータは入手できませんでした。念の為、大阪取引所の始値と前日の終値の関係も調べてみましょう。こちらも2日連続して取引のある部分だけを抜き出したデータです。

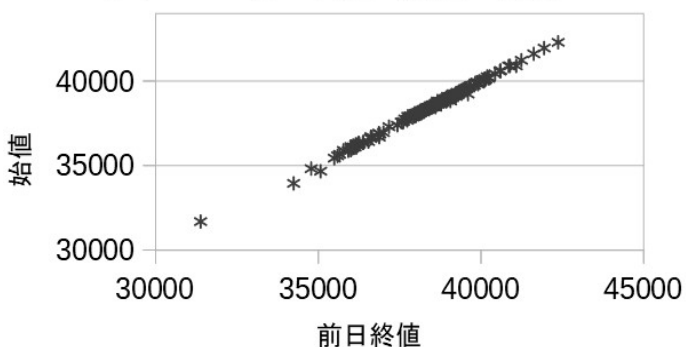
表17 大阪取引所の始値・前日終値の比較

日時	前日終値	始値
1月16日	36000	36130
1月17日	35650	35670
1月18日	35490	35440
...
10月31日	39490	39550
11月1日	39060	38820
平均	38367.56	38366
標準偏差	1555.788	1547.74
共分散	2404276.70118343	
相関係数	0.9933073429711	

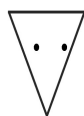
グラフ18 前日終値と始値の推移



グラフ19 前日終値と始値の相関



ほとんど相関係数が1になりましたよ！最近、東証で取引時間の延長が話題になりましたが、夜間も株の取り引きをしているのでしょうか？



日経225は株ではなく先物取引なので実際に購入するのではなく決められた日に差額を決済する取引です。取引所が開く直前まで夜間取引するのでシカゴのデータを見るよりも良いですね。



最初から大阪のデータを使えばシカゴのデータを何度も計算する必要はなかったですよ。最初に教えて下さいよ！



でもシカゴと大阪との関係や出来高の違いも分かったし、相関係数を計算する練習にもなりましたよ。最近は効率を求めるあまり結論を急ぐ若者が増えてきました。学ぶということは試行錯誤の繰り返しです。



さて、それでは大阪の前日終値と始値で同じように計算してみましょう。



$$a = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} r = 0.993 \quad b = \mu_y - a\mu_x = 255.2$$

になりますから $y = 0.993x + 255.2$ ですね。

ここで11月1日以降のデータを計算すると次のようになります。

表20 回帰直線を用いたデータ予測

日付	前日終値	始値		実データとの差	
		予測値	実データ	数値	割合(%)
11月6日	38660	38656.44	38640	-16.44	-0.04255
11月7日	39700	39689.48	39790	100.52	0.252627
11月8日	39240	39232.559	39170	-62.56	-0.15971
11月12日	39550	39540.484	39610	69.516	0.175502
				標準偏差	65.285 0.16522

取引所の営業日は異なりますが、実データとの差を実データの比率で比較するとシカゴの終値では表12で標準偏差が1.73でしたが、大阪の前日終値で予測すると0.165になりますから実データとの差も小さくなりますね。

では先ほどと同じように50日までの回帰直線でも同様の計算をしてみましょう。回帰直線は $y = x - 9.54$ ですから残りの110日を計算して実際のデータと比較すると下表のようになり、実データとの差を計算すると標準偏差は92になるので、この場合もシカゴの433よりもかなり小さな値になります。

表21 データを更新しない場合

日付	前日終値	始値		実データとの差	
		予測値	実データ	数値	割合(%)
4月18日	37840	37837.91	37940	102.0878	0.269077
4月19日	38170	38167.98	38200	32.02287	0.08383
4月23日	37430	37427.83	37390	-37.83148	-0.101181
...
11月8日	39240	39238.19	39170	-68.18774	-0.174082
11月12日	39550	39548.25	39610	61.75125	0.155898
標準偏差	1507.755	1508.052	1495.858	92.02731	0.252774

一方、データを更新し続けて11月12日までの基本統計量の推移を計算すると表22になります。この表に基づいてデータ予測をすると表23の結果を得ることができます。

表22 更新時の基本統計量の推移

日付	μ_1	μ_2	σ_1	σ_2	σ_{12}	r	a	b
50 4月17日	38286.2	38284.2	1616.614	1618.455	2613954	0.999059	1.000197	-9.535824
51 4月18日	38277.45	38277.45	1601.881	1603.22	2565652	0.999021	0.999856	5.528077
52 4月19日	38275.38	38275.96	1586.472	1587.765	2516470	0.999017	0.999831	7.028815
...
158 11月8日	38377.85	38376.71	1549.68	1542.201	2386249	0.998464	0.993645	242.7374
159 11月12日	38383.27	38381.7	1546.302	1538.622	2375515	0.998462	0.993503	247.8211

表23 データを更新した場合

日付	前日終値	始値		実データとの差	
		予測値	実データ	数値	割合(%)
4月18日	37840	37837.91	37940	102.0878	0.269077
4月19日	38170	38170.02	38200	29.98448	0.078493
4月23日	37430	37430.72	37390	-40.71943	-0.108905
...
11月8日	39240	39233.38	39170	-63.38211	-0.161813
11月12日	39550	39540.85	39610	69.1531	0.174585
標準偏差	1507.755	1503.447	1495.858	93.30941	0.256515

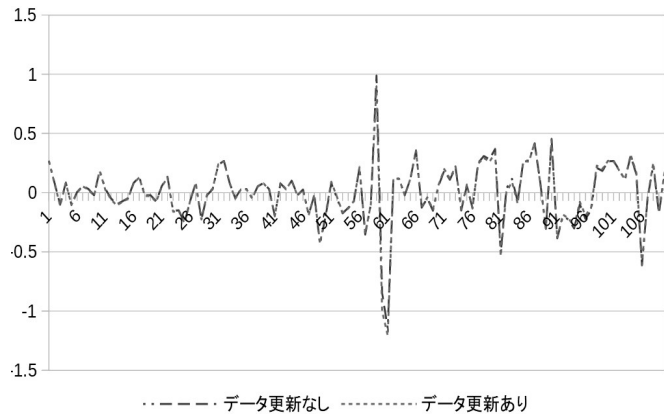
毎日データを更新しても実データとの差は93.3で50日までのデータだけで回帰直線を求めた場合とあまり変わりません。

グラフ24は50日間のデータから残り110日の数値を予測した場合と毎日データを取り込んで回帰直線を更新した場合の実データとの差の推移を表したものです。

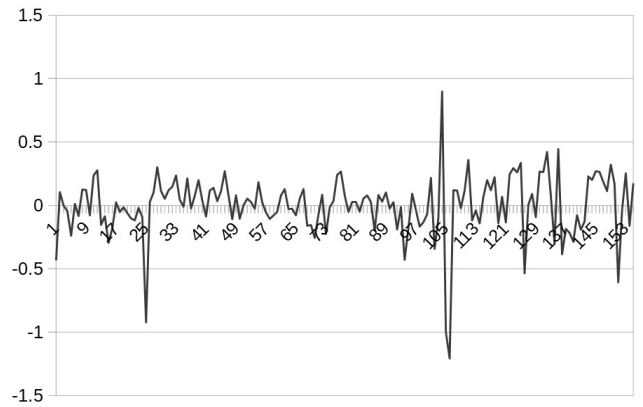
8月6日から8日までは乱高下が激しくなっていますが、日本株が大きく乱高下した時期ですね。

しかしシカゴのグラフ16と比較すると予測の精度が上がっているのは視覚的にもはっきりと分かります。

グラフ24 実データと予測データの差の推移(%)



グラフ27 実データと予測データの差の推移(%)



あまり変化はなさそうですね。でも実データと予測値の差について、表21や23よりも標準偏差は小さくなっていませんか？



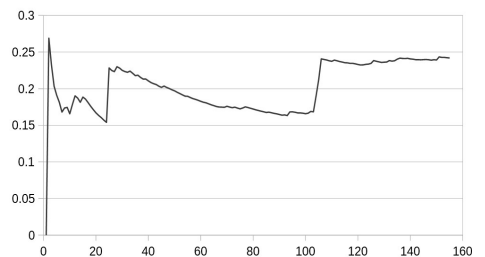
データを蓄積する日数を減らした関係でデータ予測をする日数は逆に110日から155日に増えたことも影響しているかもしれません。ほぼ同じと考えてよいでしょう。

表26の実データとの差の標準偏差は155日間を通しての値ですが、次は予測データを更新するたびにその時点までの標準偏差を求めて、どう変化するかを調べてみましょう。

表28 データの差の標準偏差の推移(%)

日付	標準偏差(%)
1 1月24日	0
2 1月25日	0.268968
3 1月26日	0.232652
...	...
154 11月8日	0.242302
155 11月12日	0.241927

グラフ29 実データと予想値の差の標準偏差の推移(%)



研究2

研究1で予測に使用したデータについて、データを蓄積して回帰直線を更新した場合に予測値に変化がみられるか調べてみよう。



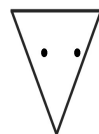
ここまでの話ではデータを更新しても意味がなさそうにも思えますが、データの見方を少し変えてみましょう。今度は回帰直線を求めるためのデータを50日から5日まで減らし、そこからデータを毎日追加して蓄積したデータで残り155日間のデータに対して回帰直線を修正しながら予測してみましょう。

表25 更新時の基本統計量の推移

	μ_1	μ_2	σ_1	σ_2	σ_{12}	r	a	b
1	35682.5	35705	192.0124	258.6987	49662.5	0.999782	1.347008	-12359.61
2	35868	35884	408.8227	426.2675	172548	0.990131	1.032381	-1145.435
3	35980	35973.33	449.4441	437.404	193816.7	0.9859	0.959488	1450.939
...
153	38377.85	38376.71	1549.68	1542.201	2386249	0.998464	0.993645	242.7374
154	38383.27	38381.7	1546.302	1538.622	2375515	0.998462	0.993503	247.8211

表26 5日目からデータを随時更新した場合

日付	前日終値	始値		実データとの差		
		予測値	実データ	数値	割合(%)	
1	1月24日	36540	36577.76	36420	-157.7599	-0.433168
2	1月25日	36260	36241.99	36280	38.0099	0.104768
3	1月26日	36220	36210.47	36210	-0.46681	-0.001289
...
154	11月8日	39240	39233.38	39170	-63.38211	-0.161813
155	11月12日	39550	39540.85	39610	69.1531	0.174585
標準偏差		1498.066	1494.449	1491.057	89.13216	0.241927



データが増えるに従って実データとの差の標準偏差が小さくなる傾向がありますね。

17日目、30日目と111目に急に値が大きくなりますが、その後はまた標準偏差は小さくなります。



111日目は8月初旬で、ちょうど日本株が過去最大の下げ幅を記録した時です。17日目は使用するデータ数がまだ不十分だったことに起因するのかもしれませんが。30日目は3月12日で、前日に日銀が上場投資信託の買入れに動かなかったことで日本株が下落したことが原因のようです。一旦は標準偏差が高くなっても、データを蓄積していくと安定して行く様子が分かります。適切な予測をするには使用するデータの期間や相関だけでは説明できない事由についての情報を集めることが大切です。



グラフ29は式を更新した場合の「実データとの差」について、標準偏差の推移を表したものでしたが、式を更新しないで5日までのデータで予測した時と比較したらどうなるでしょうか？



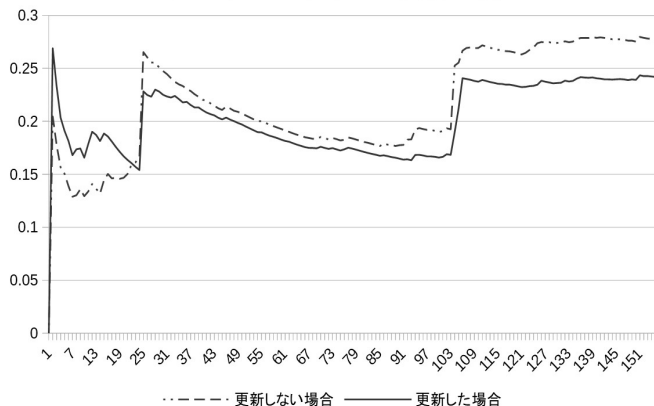
5日目までのデータで回帰直線を求めると $y=1.03x-1145.4$ になります。この式で残り155日のデータ予測をして差の標準偏差を求めて推移を比較すると表30になり、グラフにするとグラフ31になります。式を更新すると精度が高くなりそうですね。

表30 データの差の標準偏差の推移 (%)

	日付	標準偏差 (%)	
		修正なし	修正あり
1	1月24日	0	0
2	1月25日	0.204603	0.268968
3	1月26日	0.17719	0.232652

154	11月8日	0.277882	0.242302
155	11月12日	0.277042	0.241927

グラフ31 実データと予測値の差の標準偏差の推移



グラフ32 データの更新件数による予想値との差 (%)

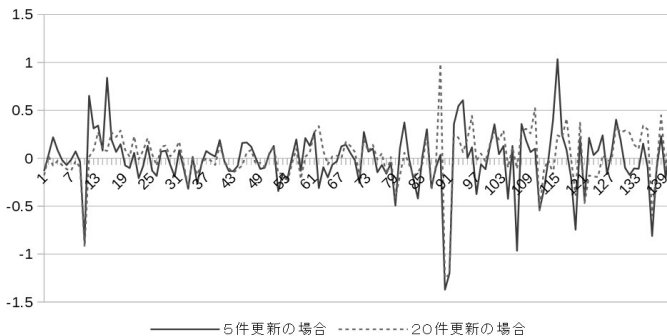
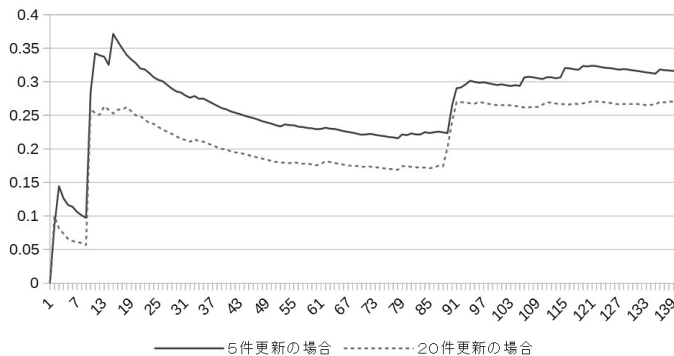


表33 5件更新と20件更新の場合の予測値の比較

	日時	前日終値	始値	予測データ		実データと予測値との差 (%)		差の標準偏差の推移	
				5件更新	20件更新	5件更新	20件更新	5件更新	20件更新
1	2月21日	38510	38470	38522	38539	-0.1339	-0.1782	0	0
2	2月22日	38290	38310	38295	38302	0.0379	0.0214	0.0859	0.0998
3	2月27日	39230	39230	39144	39260	0.2196	-0.0762	0.1443	0.0815

139	11月8日	39240	39170	39249	39211	-0.2025	-0.1037	0.3161	0.2701
140	11月12日	39550	39610	39568	39498	0.1048	0.283	0.3151	0.27

グラフ34 差の標準偏差の推移



グラフ32やグラフ34から視覚的に判断すると全体的には5件だけのデータよりも20件のデータで更新したほうが実データに近い値になりそうですね。

夜間取引のデータまで考えて金融商品の売買をすると寝る暇もないですね。10年ほど金融取引をした人が経済データの動きが気になって他のことに集中できず、「毎日の生活が楽しくない」といって、突然止めることもあるそうです。「時は金なり」と言いますが、儲けるためにタイムログのあるデータ探して人生のタイムロスに気付くのも皮肉なことですが、失ったものの大切さは後から気付くのが世の常です。大学受験は目的ではなく将来に向けた投資の1つですから、押し活で学業を疎かにして受験科目の少ない大学に志望変更して、「あの科目は不要だ」なんて「すっぱい葡萄の理論」の実践になっていませんか。

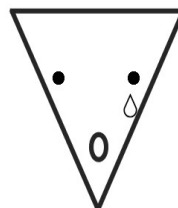
【使用するデータ期間の変更】



新しいデータを取り込んで、古いデータを随時破棄して使用するデータを更新した場合にはどうなるのでしょうか？



おもしろそうですね。それでは直近の5件のデータだけを残して更新した場合と直近の20件のデータだけを更新して予測した場合で比較してみましょう。共通部分で比較するため2月21日が1日目になります。今回は実データと予測値との差は当日の初値に対する割合 (%) の表示のみにしますよ。



研究3

研究1で予測に使用したデータについて、蓄積するデータ期間を変化させて予測値の変化をべてみよう。

【余談～到達度評価から観点別評価へ】

レポートIに記載した通り平成15年度入学者は数学IIを選択科目とし、コンピュータを利用して授業を行います。平成16年度入学者は1間口になり、教育課程を変更して1年からの数学や英語の選択を廃止することになります。数学の教員も1人となり習熟度別に戻すこともできなくなりますが、同時期に観点別評価が導入されます。レポートI資料の株式ゲームは観点別評価を用いて評価点を付与しましたが、観点別評価は習熟度別による指導の代替措置として学力差への対応にも有効な指導法となりました。その原点は滝上高校で勤務した時のSP表による試験問題の分析を行ったことで、素点のみならず問題別の理解度もデータとして蓄積することができるようになり、同時期に導入した到達度評価による項目の理解度を平常点として付与する取り組みを行ったことに遡ります。当時は各学期の評定の平均に基いて評定を算出していましたが、到達度評価の導入でそれまでの評定の算出方法がスローラーナーにとって極めて理不尽な評価であることに気がきます。到達目標を具現化すると各単元の問題の系統性も明らかになり、スローラーナーが3学期に解けた問題から1学期の単元で理解できなかった項目の再評価も必要になるからです。平常点に到達度評価を用いることで1学期の評点を修正して評定を算出することができます。しかし最も重要なことはその評価を可能な限り早く生徒に伝えて「激励」することです。

穂別高校では到達度を速やかにフィードバックできるように事前に到達目標を記載したプリントを配布して各自で確認できるようにします。(資料2)各項目にはAからCまでの記号で難易度を表記しています。専門書の目次で「#」などの記号が印字され、「とぼして読んでもさしつかえない」とう記述を目にすることがありますが、スローラーナーや数学が苦手な生徒に対して、「難しければ最初とはぼして学習してもかまわない」と事前に伝えることで生徒は安心して学習に取り組むことができます。また、「今どこから手を付けるべきか」を明らかにして単元の全体像を最短で理解するための道しるべにもなります。

当時の教務規程では単位認定に必要な評点は30点で、平常点で20から30点を付与できることから、平成13年度から総合的な学習の時間の単位認定で導入している評価法(ポートフォリオ評価を用いて観点別評価で単位認定をする)を用いることでそれまでの到達度評価から観点別評価への切り替えを行い、単位認定に必要な評点を平常点として付与することにしました。観点別評価への切り替えに際しては到達度の確認表をそのまま自己評価表に転用します。ポートフォリオ評価の導入に伴って指導方法も若干変化しましたが、その一部を資料3(年度末反省資料から

の抜粋)として添付しました。

資料3は主として「意欲」の評価に対応する部分で、その他の観点はレポートIの冒頭で記載した通り、情報教育による教材で特に優れた能力を発揮した生徒の特長に対して評点を加算する方法で観点別評価を導入しています。習熟度別の指導に替わるものとして有効な指導法(評価法)だと考えて当時レポートにまとめていましたが、今回のレポート作成で異動により未完成のまま放置していた当時のレポートを偶然発見しました。補筆しても決裁を受けることができないため概要のみを記載しました。すでに退職して8年経ち、指導要録の記載にも観点別が導入され多くの実践報告があり、20年前の観点別評価の実践でもあることから「余談」として追記しました。

【おわりに】

新しい教科・科目が設けられたことを考えて「データ更新による予測値の変化」を内容に追加しました。

観点別評価導入の起源は平成9年の中教審2次答申の「大学入試選抜の改善」まで遡り、これを受けて平成10年の教育課程審議会答申(観点別評価導入)に繋がりますが、高校ではすでに平常点として定期試験以外の評価を行っていました。しかし学校によって平常点の取り扱いに大きな違いがあったことも事実で、初任の滝上高校では数学の教員が2名という中で平常点の取り扱いも教員の判断に委ねられて到達度評価の導入も容易でした。到達度評価の弱点は数学の苦手な生徒が努力しても一定の水準をクリアしなければ評点を付与できないこと、優れた発想や着眼点を認めても目標を具現化した項目に該当しなければ評点を付与できなかったことでしたが、観点別評価は意欲や関心、思考などの抽象的な資質に対しても評点を付与する根拠となり学力差への対応も容易になりました。

【別添資料】

- 資料1 「高校数学の周辺～他分野への応用～」から
第58回北海道算数数学教育研究大会
- 資料2 到達度のチェック表
- 資料3 年度末反省から

【参考文献】

- [12] 「学習意欲を喚起する指導方法についてI・II」
第28回北海道高等学校教育研究大会
(平成2年度)
- [13] 「数学科における教科指導の在り方」
平成17年度初任者研修資料

SP表や到達度評価の詳細は[12]に掲載しています。到達度評価(平成15年度からはポートフォリオ評価)を実践する際に生徒に配布した確認表は[13]の講義資料にも恵庭南高校で使用した同型のものを掲載していますが、対象が初任者であることから観点別評価の説明は除外しています。総合的な学習の時間における観点別評価は[7][8][9]に掲載しています。